

**PERAMALAN INDEK SAHAM SYARIAH INDONESIA (ISSI)
MENGUNAKAN MODEL *BACKPROPAGATION NEURAL
NETWORK* DAN *RADIAL BASIS FUNCTION NEURAL
NETWORK***

SKRIPSI

Diajukan kepada Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Universitas Negeri Yogyakarta
Untuk Memenuhi Sebagai Persyaratan Guna Memperoleh Gelar Sarjana Sains



Disusun Oleh:
Irman Afif Muwakhidin
09305144002

**PROGRAM STUDI MATEMATIKA
JURUSAN PENDIDIKAN MATEMATIKA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
UNIVERSITAS NEGERI YOGYAKARTA
2014**

PERSETUJUAN

SKRIPSI

**PERAMALAN INDEK SAHAM SYARIAH INDONESIA (ISSI)
MENGUNAKAN MODEL *BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK*
DAN *RADIAL BASIS FUNCTION NEURAL NETWORK***

Oleh :


Irman Afif Muwakhidin

NIM. 09305144002

Telah disetujui oleh Dosen Pembimbing untuk diajukan dan dipertahankan di
depan Tim Penguji Tugas Akhir Skripsi Jurusan Pendidikan Matematika, Fakultas
Matematika Dan Ilmu Pengetahuan Alam, Universitas Negeri Yogyakarta.

Yogyakarta, 8-Desember - 2014

Pembimbing,



Dr. Dhoriva Urwatul Wutsqa

NIP. 19660331 199303 2 001

PERNYATAAN

Yang bertanda tangan dibawah ini, saya:

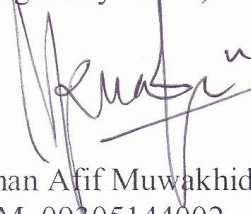
Nama : Irman Afif Muwakhidin
NIM : 09305144002
Prodi/Jurusan : Matematika/Pendidikan Matematika
Fakultas : Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Judul TAS :

PERAMALAN INDEK SAHAM SYARIAH INDONESIA (ISSI) MENGUNAKAN MODEL *BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK* DAN *RADIAL BASIS FUNCTION NEURAL NETWORK*

Dengan ini saya menyatakan bahwa skripsi ini benar-benar karya saya sendiri. Sepanjang pengetahuan saya tidak terdapat karya atau pendapat yang ditulis atau diterbitkan orang lain kecuali sebagai acuan atau kutipan dengan mengikuti tata penulisan karya ilmiah yang telah lazim.

Apabila terbukti pernyataan saya ini tidak benar, maka sepenuhnya menjadi tanggungjawab saya dan saya bersedia menerima sanksi sesuai dengan ketentuan yang berlaku.

Yogyakarta, 8-Desember-2014.
Yang menyatakan,



Irman Afif Muwakhidin
NIM. 09305144002

PENGESAHAN

SKRIPSI DENGAN JUDUL :





**PERAMALAN INDEK SAHAM SYARIAH INDONESIA (ISSI)
MENGUNAKAN MODEL *BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK*
DAN *RADIAL BASIS FUNCTION NEURAL NETWORK***

Yang disusun oleh:

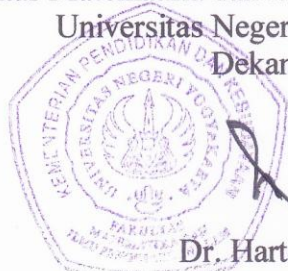
Nama : Irman Afif Muwakhidin
NIM : 09305144002
Prodi : Matematika

Skripsi ini telah diuji didepan Dewan Penguji Skripsi pada
tanggal 17 Desember 2014 dan dinyatakan Lulus.

DEWAN PENGUJI

| Nama | Jabatan | Tanda Tangan | Tanggal |
|---|--------------------|--|----------------|
| <u>Dr. Dhoriva Urwatul Wutsqa</u> NIP. 19660331 199303 2 001 | Ketua penguji |  | 23 - 12 - 2014 |
| <u>Atmini Dhoruri, M.S.</u> NIP. 196007101986012001 | Sekretaris penguji |  | 31 - 12 - 2014 |
| <u>Endang Listyani, M.S.</u> NIP. 195911151986012001 | Penguji utama |  | 23 - 12 - 2014 |
| <u>Kuswari H., M.Kom.</u> NIP. 197604142005012002 | Penguji pendamping |  | 29 - 12 - 2014 |

Yogyakarta, 5 - 1 - 2014 2015
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Universitas Negeri Yogyakarta
Dekan,



Dr. Hartono
NIP. 19620329 198702 1 002

MOTTO

“Sesungguhnya bersama kesulitan itu ada kemudahan ...”

(Q.S. Al Insyirah : 6)

“Barangsiapa bersungguh-sungguh, sesungguhnya kesungguhan itu adalah untuk dirinya.” (Q.S. Al Ankabut : 6)

“Allah tidak akan membebani kewajiban kepada seseorang, kecuali sesuai dengan kemampuannya” (Qs. Al Baqarah : 286)

“Berlelah-lelahlah, manisnya hidup terasa setelah lelah berjuang. Jika engkau tak tahan lelahnya belajar, engkau akan menanggung perihnya kebodohan.”

(Imam Syafi'i)

“Raihlah ilmu, dan untuk meraih ilmu, belajarlah untuk tenang dan sabar.”

(Khalifah 'Umar)

Barang siapa menempuh jalan untuk mendapatkan ilmu, Allah akan memudahkan baginya jalan menuju surga

(HR. Muslim)

PERSEMBAHAN

Alhamdulillahirabbil'alamin, segala puji dan syukur bagi raja seluruh alam semesta yang selalu memberi berkah dan jalan kemudahan sehingga skripsi ini selesai disusun.

Karya ini saya persembahkan untuk :

1. Bapak Muh Ekhsannudin dan Ibu Iftiari Rochimawati, orangtua tercinta yang selalu membimbing dengan kasih sayangnya selama ini, terima kasih atas untaian doa serta nasehat yang selalu menemani setiap hari. Terimakasih atas semua pengorbanan yang telah dikerahkan selama ini dan hanya selembarnya karya ini yang mampu aku persembahkan sebagai wujud tanggungjawab dan rasa terima kasih untuk kalian Ayah dan Ibu tercinta. Amiin.
2. Adik-adik ku yang tersayang, Rifki Putri M., Zufrida Nurfina, Idris A., warna hari selalu berubah indah selama canda dan tawa kalian mewarnai. Semoga kalian selalu dimudahkan dalam kehidupan selanjutnya dan terus menjadi anak yang sholeh dan sholehan menjadi penolong Ayah dan Ibu diakhirat. Amiin.
3. Simbah Warniyah dan segenap keluarga.
4. Ibu Dhoriva Urwatul Wutsqa, terima kasih banyak atas bimbingan, didikan, arahan, nasihat dan kesabarannya selama proses penyusunan skripsi dan semua ilmu yang telah disampaikan kepada saya selama ini. Semoga ilmu yang saya dapatkan saat ini berguna untuk kehidupan selanjutnya. Amiin.
5. Para Guru serta para Dosen yang telah mengajarkan ilmu dan arti kehidupan selama ini kepada penulis.

PERAMALAN INDEK SAHAM SYARIAH INDONESIA (ISSI)
MENGUNAKAN MODEL *BACKPROPAGATION NEURAL NETWORK* DAN
RADIAL BASIS FUNCTION NEURAL NETWORK

Oleh:

Irman Afif Muwakhidin
NIM : 09305144002

ABSTRAK

Backpropagation adalah model *Neural Network* dengan jaringan yang menggunakan *error* untuk mengubah nilai bobot-bobotnya dalam arah mundur (*backward*). Untuk mendapatkan *error* ini, tahap perambatan maju (*forward propagation*) harus dikerjakan terlebih dahulu. Jaringan ini mempunyai fungsi aktivasi pada dua lapisan yaitu pada lapisan tersembunyi dan *output*. *Radial Basis Function (RBF)* adalah jaringan yang menggunakan fungsi basis sebagai fungsi aktivasi untuk setiap *neuron* pada lapisan tersembunyi. Tujuan penulisan skripsi ini adalah menjelaskan prosedur pembentukan model *Backpropagation* dan *Radial Basis Function* serta penerapannya untuk peramalan data *close* Indeks Saham Syariah Indonesia.

Prosedur pembentukan kedua model pada dasarnya sama, diawali pemilihan variabel *input* dengan melihat plot *Autocorrelation Function (ACF)* atau *Partial Autocorrelation Function (PACF)* yang signifikan, pada *Backpropagation* ditambah dengan variabel target. Tahap kedua pembagian data yaitu data *training* dan *testing*. Selanjutnya penentuan parameter-parameter pembelajaran. Pada *RBF* penentuan nilai pusat dan varians dengan metode *K-means*, dan tidak ada pemilihan parameter pembelajaran. Jaringan yang terbentuk dipilih dari hasil *training* dan *testing* dengan melihat nilai *Means Absolute Percent Error (MAPE)* dan *Mean Squared Error (MSE)* terkecil kemudian dicek kelayakan model melalui proses *white noise* dengan melihat *ACF* dan *PACF* residual yang signifikan.

Model *Backpropagation* dan model *Radial Basis Function* diterapkan untuk meramalkan Indeks Saham Syariah Indonesia (ISSI) bulan April-Juli 2014. Jaringan model *Backpropagation* 4 *input*, 5 *neuron* tersembunyi dan 1 *output* dengan fungsi aktivasi dipilih *sigmoid bipolar* dan fungsi *linear*. Nilai terkecil dari *MAPE* 0,023% dan *MSE* 0,660 pada *training*, sedangkan pada *testing* sebesar 0,066% dan 5,001. Jaringan model *Radial Basis Function* 4 *input*, 8 *neuron* tersembunyi dan 1 *output* dengan fungsi aktivasi yang dipilih adalah fungsi multikuadratik. Diperoleh nilai *MAPE* dan *MSE* terkecil sebesar 0,53% dan 1,535 pada *training*, sedangkan pada *testing* sebesar 0,13% dan 7,560. Dari dua model tersebut, model yang terbaik untuk peramalan data ISSI dengan enam periode berikutnya adalah model *Backpropagation* dengan nilai *MAPE*nya 0,023% lebih kecil dari model *RBF* yaitu 0,53%.

Kata kunci : *backpropagation*, *radial basis function*, model, peramalan, ISSI

KATA PENGANTAR

Assalamu'aikum Wr. Wb.

Alhamdulillah, puji syukur penulis panjatkan kepada raja pemilik alam semesta Allah SWT sebagai rasa syukur atas segala nikmat, rahmat serta hidayah-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan skripsi ini dengan judul :

Peramalan Indeks Saham Syariah Indonesia (ISSI) Menggunakan Model *Backpropagation Neural Network* Dan *Radial Basis Function Neural Network*.

Skripsi ini disusun untuk memenuhi sebagai persyaratan guna memperoleh gelar Sarjana Sains pada Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam Universitas Negeri Yogyakarta.

Dalam pelaksanaan dan penyusunan skripsi ini, penulis mendapatkan dukungan dan bantuan dari berbagai pihak baik secara langsung maupun tidak langsung. Untuk itu pada kesempatan ini, penulis menyampaikan ucapan terima kasih dan penghargaan kepada :

1. Bapak Prof.Dr. Rochmat Wahab M.Pd., M.A., Rektor Universitas Negeri Yogyakarta yang telah memberi kesempatan untuk menggali ilmu di UNY.
2. Bapak Dr. Hartono, M.Si., selaku Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan, Universitas Negeri Yogyakarta.
3. Bapak Dr. Sugiman, M.Si., selaku Ketua Jurusan Pendidikan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan, Universitas Negeri Yogyakarta.
4. Bapak Dr. Agus Maman Abadi, M.Si., selaku Ketua Program Studi Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan, Universitas Negeri Yogyakarta.
5. Ibu Atmini Dhoruri M.S., selaku Dosen Penasehat Akademik Mahasiswa Prodi Matematika Swadana 2009.

6. Ibu Dr. Dhoriva Urwatul Wutsqa, M.Si., selaku Dosen Pembimbing yang telah memberikan bimbingan, arahan dan motivasi sehingga penulis dapat menyelesaikan tugas akhir ini.
7. Segenap Dosen pengajar Jurusan Pendidikan Matematika Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan, Universitas Negeri Yogyakarta.
8. Kedua orang tua, Bapak Muh. Ekhsan dan Ibu Iftiari Rochimawati serta segenap keluarga, saudara.
9. Teman seperjuangan, teman-teman Matematika Swadana 2009.
10. Teman-teman semua IMKA Kadipolo.
11. Semua pihak yang tidak mungkin penulis sebutkan satu-persatu yang telah membantu dan memperlancar jalannya penelitian dari awal sampai selesainya penyusunan skripsi ini.

Oleh karena itu, kritik dan saran yang bersifat membangun sangat dibutuhkan. Namun demikian, merupakan harapan bagi penulis bila skripsi ini dapat memberikan sumbangan pengetahuan dan menjadi satu karya yang bermanfaat.

Akhir kata semoga tugas akhir ini dapat bermanfaat tidak hanya untuk penulis tetapi juga bagi semua orang yang membacanya.

Wassalamu'aikum Wr. Wb.

Yogyakarta,
Penulis

Irman Afif Muwakhidin
NIM. 09305144002

DAFTAR ISI

| | |
|---|------|
| HALAMAN JUDUL | i |
| HALAMAN PERSETUJUAN | ii |
| HALAMAN PERNYATAAN..... | iii |
| HALAMAN PENGESAHAN | iv |
| HALAMAN MOTTO | v |
| HALAMAN PERSEMBAHAN | vi |
| ABSTRAK | vii |
| KATA PENGANTAR | viii |
| DAFTAR ISI | x |
| DAFTAR TABEL | xii |
| DAFTAR GAMBAR | xiii |
| DAFTAR LAMPIRAN | xv |
| DAFTAR SIMBOL | xvi |
| BAB I PENDAHULUAN | 1 |
| A. Latar Belakang Masalah..... | 1 |
| B. Rumusan Masalah..... | 5 |
| C. Tujuan Penelitian | 6 |
| D. Manfaat penelitian | 6 |
| BAB II KAJIAN TEORI..... | 8 |
| A. Deret Berkala (<i>time series</i>)..... | 8 |
| 1. Peramalan | 8 |
| 2. Konsep Analisis Deret Berkala (<i>Time Series</i>) | 9 |
| 3. Stasioner | 12 |
| 4. Autokorelasi..... | 12 |
| 5. Proses White Noise | 18 |
| 6. Kriteria Model Terbaik..... | 19 |
| B. <i>Neural Network</i> | 20 |
| 1. Konsep dasar <i>Neural Network</i> | 20 |
| 2. Arsitektur <i>Neural Network</i> | 24 |

| | |
|---|----|
| 3. Fungsi Aktivasi | 26 |
| 4. Pembelajaran <i>Neural Network</i> | 28 |
| C. Indeks Syariah | 30 |
| 1. Indeks saham..... | 30 |
| 2. Indeks Saham Syariah | 31 |
| BAB III PEMBAHASAN | 35 |
| A. <i>Backpropagation Neural Network</i> | 35 |
| 1. Model <i>Backpropagation</i> | 35 |
| 2. Estimasi Bobot Model <i>Backpropagation</i> | 39 |
| 3. Pembentukan Model <i>Backpropagation</i> dengan <i>Matlab</i> | 42 |
| 4. Proseder Pembentukan Model <i>Backpropagation</i> | 45 |
| B. <i>Radial Basis Function Neural Network</i> | 49 |
| 1. Model <i>Radial Basis Function</i> | 49 |
| 2. Estimasi Bobot dengan Metode Kuadrat Terkecil (<i>Least Square</i>) | 52 |
| 3. Pembentukan Model RBF dengan <i>Matlab</i> | 57 |
| 4. Prosedur Pembentukan Model RBF..... | 59 |
| C. Aplikasi Model <i>Backpropagation</i> dan Model <i>Radial Basis Function</i> pada <i>Neural Network</i> untuk peramalan Indeks Saham Syariah Indonesia..... | 60 |
| 1. Hasil Peramalan Model <i>Backpropagation</i> | 62 |
| 2. Hasil Peramalan Model <i>Radial Basis Function</i> | 68 |
| 3. Perbandingan Hasil Peramalan | 74 |
| BAB IV | 79 |
| PENUTUP | 79 |
| A. Kesimpulan..... | 79 |
| B. Saran | 83 |
| DAFTAR PUSTAKA | 85 |
| LAMPIRAN | 88 |

DAFTAR TABEL

| | |
|--|-----|
| Tabel 3.1 Nilai <i>MAPE</i> dan <i>MSE neuron</i> tersembunyi <i>training BP</i> | 63 |
| Tabel 3.2 Nilai <i>MAPE</i> dan <i>MSE neuron</i> tersembunyi <i>testing BP</i> | 64 |
| Tabel 3.3 Nilai <i>MAPE</i> dan <i>MSE neuron</i> tersembunyi data <i>training RBF</i> | 69 |
| Tabel 3.4 Nilai <i>MAPE</i> dan <i>MSE neuron</i> tersembunyi data <i>testing RBF</i> | 70 |
| Tabel 3.5 Hasil peramalan <i>Backpropagation</i> | 75 |
| Tabel 3.6 Hasil peramalan <i>RBF</i> | 77 |
| Tabel 4.1 Bobot dan Bias | 115 |
| Tabel 4.2 Perhitungan peramalan <i>Backpropagation</i> | 116 |
| Tabel 4.3 Nilai pusat dan Varians | 120 |
| Tabel 4.4 Perhitungan peramalan <i>RBF</i> | 120 |

DAFTAR GAMBAR

| | |
|---|----|
| Gambar 2.1 Contoh Pola Gerakan Horizontal..... | 10 |
| Gambar 2.2 Contoh Pola Gerakan <i>Trend</i> | 10 |
| Gambar 2.3 Contoh Gerakan Siklis | 11 |
| Gambar 2.4 Contoh Pola Gerakan Musiman..... | 12 |
| Gambar 2.5 Plot Fungsi Autokorelasi (ACF)..... | 15 |
| Gambar 2.6 Plot Fungsi Autokorelasi parsial (PACF) | 18 |
| Gambar 2.7 Jaringan Saraf Biologi | 22 |
| Gambar 2.8 Arsitektur Jaringan Lapisan Tunggal..... | 24 |
| Gambar 2.9 Arsitektur Jaringan Banyak Lapisan..... | 25 |
| Gambar 2.10 Arsitektur Jaringan Lapisan Kompetitif..... | 25 |
| Gambar 2.11 Fungsi Linear..... | 26 |
| Gambar 2.12 Fungsi <i>sigmoid biner</i> | 27 |
| Gambar 2.13 Fungsi <i>sigmoid bipolar</i> | 28 |
| Gambar 3.1 Arsitektur jaringan <i>backpropagation</i> dengan 1 <i>hidden layer</i> | 37 |
| Gambar 3.2 Alur kerja jaringan <i>backpropagation</i> | 38 |
| Gambar 3.3 Arsitektur RBF dengan <i>single layer</i> | 51 |
| Gambar 3.4 Plot data <i>close</i> ISSI bulan April-Juli 2014..... | 61 |
| Gambar 3.5 Plot ACF data <i>close</i> ISSI bulan April-Juli 2014 | 61 |
| Gambar 3.6 Plot ACF residual data <i>training</i> model <i>backpropagation</i> | 65 |
| Gambar 3.7 Plot PACF residual data <i>training</i> model <i>backpropagation</i> | 65 |
| Gambar 3.8 Arsitektur <i>Backpropagation</i> dengan 4 <i>input</i> dan 5 <i>neuron</i> tersembunyi dan 1 <i>output</i> | 66 |
| Gambar 3.9 Plot ACF residual data <i>training</i> | 71 |
| Gambar 3.10 Plot PACF residual data <i>training</i> | 71 |
| Gambar 3.11 Arsitektur <i>Radial Basis Function</i> dengan 4 <i>input</i> , 8 <i>neuron</i> lapisan tersembunyi, dan 1 <i>output</i> | 72 |
| Gambar 3.12 Plot data aktual dan hasil peramalan data <i>training</i> | 74 |
| Gambar 3.13 Plot data aktual dan hasil peramalan data <i>testing</i> | 75 |
| Gambar 3.14 Plot hasil peramalan ISSI periode 78-83..... | 76 |
| Gambar 3.15 Plot data aktual dan hasil peramalan data <i>training</i> | 77 |

| | |
|--|----|
| Gambar 3.16 Plot data aktual dan hasil peramalan data <i>testing</i> | 77 |
| Gambar 3.17 Plot hasil peramalan ISSI periode 78-83..... | 78 |

DAFTAR LAMPIRAN

| | |
|--|-----|
| Lampiran 1 Data Indeks Saham Syariah Indonesia (ISSI)..... | 88 |
| Lampiran 2 Daftar Konstituen Saham Syariah..... | 90 |
| Lampiran 3 Program <i>Matlab Backpropagation</i> | 99 |
| Lampiran 4 Program <i>Matlab Radial Basis Function</i> | 100 |
| Lampiran 5 Program <i>Rbf Design</i> | 102 |
| Lampiran 6 Program <i>Global Ridge</i> | 107 |
| Lampiran 7 Peramalan <i>Backpropagation</i> dengan <i>Excel</i> | 115 |
| Lampiran 8 Peramalan <i>RBF</i> dengan <i>Excel</i> | 120 |
| Lampiran 9 Perhitungan Model <i>BP</i> | 124 |
| Lampiran 10 Perhitungan Model <i>RBF</i> | 127 |
| Lampiran 11 Data <i>training</i> dan <i>testing</i> dalam bentuk normalisasi | 135 |

DAFTAR SIMBOL

| | |
|-----------------------|--|
| Y_t | Pengamatan pada waktu ke- t |
| Y_{t+k} | Pengamatan pada waktu $t + k, k = 1, 2, 3, \dots, n$ |
| μ | Rata-rata |
| ρ_k | Autokorelasi pada <i>lag</i> k |
| γ_k | Autokovariansi pada <i>lag</i> k |
| t | Waktu pengamatan, $t = 1, 2, 3, \dots, n$ |
| r_k | Autokorelasi sampel pada <i>lag</i> k |
| \bar{Y} | Rata-rata dari pengamatan $\{Y_t\}$ |
| \hat{Y}_t | Nilai peramalan pada waktu ke- t |
| n | Banyaknya pengamatan |
| ϕ_{kk} | Autokorelasi parsial pada <i>lag</i> k |
| $SE(Y_t)$ | Standar <i>error</i> autokorelasi pada <i>lag</i> k |
| $SE(\hat{\phi}_{kk})$ | Standar <i>error</i> autokorelasi parsial pada <i>lag</i> k |
| $f(x)$ | Fungsi x |
| s^2 | Nilai varians |
| z_t | Nilai Normalisasi |
| x_i | Variabel <i>input</i> $i = 1, 2, \dots, p$ |
| w_j | Bobot lapisan tersembunyi ke- $j, j = 1, 2, \dots, q$ |
| y_k | Variabel <i>output</i> ke- $k, k = 1$ |
| v_{ij} | Bobot <i>input</i> -lapisan tersembunyi $i = 1, 2, \dots, p$ dan $j = 1, 2, \dots, q$ |
| v_{0j} | Bias pada lapisan tersembunyi |

| | |
|-----------------|---|
| z_j | Banyaknya <i>neuron</i> pada lapisan tersembunyi |
| w_{j1} | Bobot lapisan tersembunyi- <i>output</i> |
| w_0 | Bias pada <i>output</i> |
| δ_1 | Informasi <i>error</i> pada <i>output</i> |
| Δw_{j1} | Koreksi bobot pada lapisan tersembunyi- <i>j</i> ke <i>output</i> |
| Δv_{ij} | Koreksi bobot pada lapisan <i>input-i</i> ke lapisan tersembunyi- <i>j</i> |
| y_{t-1} | <i>Input</i> pada waktu $t - 1$ |
| q | Banyak <i>neuron</i> pada lapisan tersembunyi |
| α | <i>Learning rate</i> |
| β | Momentum |
| x | Norm Euclidean antara vektor <i>input</i> \mathbf{x} dengan pusat <i>neuron</i> tersembunyi |
| \mathbf{x} | Vektor <i>input</i> $[x_1 \ x_2 \ \dots \ x_p]$ |
| y | Variabel <i>output</i> |
| \hat{y}_t | Nilai peramalan variabel <i>output</i> |
| σ | Simpangan baku |
| σ_j | Simpangan baku <i>neuron</i> tersembunyi ke- <i>j</i> |
| μ | Nilai pusat pada <i>neuron</i> tersembunyi |
| μ_j | Nilai pusat pada <i>neuron</i> tersembunyi ke- <i>j</i> |
| φ_j | Fungsi aktivasi <i>neuron</i> tersembunyi ke- <i>j</i> |
| λ | Parameter regulasi |

| | |
|-----------|--------------------------------------|
| \hat{w} | Vektor peramalan bobot |
| \hat{y} | Vektor peramalan nilai <i>output</i> |

BAB I

PENDAHULUAN

A. Latar Belakang Masalah

Indonesia sebagai negara muslim terbesar di dunia merupakan pasar yang sangat besar untuk pengembangan industri keuangan Syariah. Investasi Syariah di pasar modal yang merupakan bagian dari industri keuangan Syariah, mempunyai peranan yang cukup penting untuk dapat meningkatkan pangsa pasar industri keuangan Syariah di Indonesia. Meskipun perkembangannya relatif baru dibandingkan dengan perbankan Syariah maupun asuransi Syariah tetapi seiring dengan pertumbuhan yang signifikan di industri pasar modal Indonesia, maka diharapkan investasi Syariah di pasar modal Indonesia akan mengalami pertumbuhan yang pesat.

Selama ini, investasi Syariah di pasar modal Indonesia identik dengan *Jakarta Islamic Index* (JII) yang hanya terdiri dari 30 saham Syariah yang tercatat di Bursa Efek Indonesia (BEI). Padahal Efek Syariah yang terdapat di pasar modal Indonesia bukan hanya 30 saham Syariah yang menjadi konstituen JII saja tetapi terdiri dari berbagai macam jenis Efek selain saham Syariah yaitu Sukuk, dan reksadana Syariah.

Sejak November 2007, Badan pengawas pasar modal (Bapepam) & Lembaga Keuangan (LK) telah mengeluarkan Daftar Efek Syariah (DES) yang berisi daftar saham Syariah yang ada di Indonesia. Dengan adanya DES maka masyarakat akan semakin mudah untuk mengetahui saham-saham apa saja yang termasuk saham Syariah karena DES adalah satu-satunya rujukan tentang daftar saham Syariah di

Indonesia. Keberadaan DES tersebut kemudian ditindaklanjuti oleh BEI dengan meluncurkan Indeks Saham Syariah Indonesia (ISSI) pada tanggal 12 Mei 2011. Konstituen ISSI terdiri dari seluruh saham Syariah yang tercatat di BEI. Pada tahun yang sama, tepatnya 8 Maret 2011, DSN-MUI telah menerbitkan Fatwa No. 80 tentang Penerapan Prinsip Syariah dalam Mekanisme Perdagangan Efek Bersifat Ekuitas di Pasar Reguler Bursa Efek. Dengan adanya fatwa tersebut, seharusnya dapat meningkatkan keyakinan masyarakat bahwa investasi Syariah di pasar modal Indonesia sudah sesuai dengan prinsip-prinsip Syariah sepanjang memenuhi kriteria yang ada di dalam fatwa tersebut. Sebagai tindak lanjut dari dikeluarkannya fatwa, BEI telah mengembangkan suatu model perdagangan online yang sesuai Syariah untuk diaplikasikan oleh Anggota Bursa (AB) pada September 2011. Dengan adanya sistem ini, maka perkembangan investasi Syariah di pasar modal Indonesia diharapkan semakin meningkat karena investor akan semakin mudah dan nyaman dalam melakukan perdagangan saham secara Syariah.

Data indeks yang dikeluarkan oleh ISSI merupakan data berkala, yaitu data yang disajikan dalam kurun waktu tertentu. Data berkala erat kaitannya dengan peralaman atau prediksi. Salah satu upaya sebelum mengambil keputusan para pelaku pasar adalah meramalkan nilai pada waktu yang akan datang. Model peramalan menentukan tingkat akurasi dari hasil peramalan sehingga pemilihan model yang tepat menjadi hal yang sangat penting. Karena sifat model peramalan yang cukup dinamis itulah yang membuat perkembangan model peramalan data deret waktu begitu pesat dan cepat.

Peramalan dapat dilakukan menggunakan banyak model, antara lain model regresi, dekomposit, pemulusan (*smoothing*), ARIMA Box Jenkins, dan lain sebagainya. Selanjutnya berkembang model Jaringan Saraf Tiruan (JST) atau *Neural Network (NN)*. *Neural Network (NN)* adalah sistem pemrosesan informasi yang memiliki karakteristik mirip dengan jaringan saraf biologis (Fausett, 1994:3). Model peramalan *Neural Network* mengalami banyak perkembangan dari tahun 1940-an sampai sekitar 1988, dan penerapan untuk aplikasinya banyak digunakan sampai sekarang, beberapa diantaranya adalah *FeedForward Neural Network (FFNN)* atau sering disebut *Backpropagation (BP)*, *Radial Basis Function (RBF)*, *General Regresi Neural Network (GRNN)*.

Backpropagation (BP) merupakan model NN yang populer digunakan untuk memecahkan permasalahan baik dalam peramalan maupun yang lainnya. Jenis jaringan ini adalah arsitektur perceptron banyak lapisan, sering disebut *Multi Layer Perceptron (MLP)*. Penelitian *MLP* dapat dilihat pada Riedmiller (1994). Banyak penelitian menggunakan *Backpropagation* untuk masalah peramalan misalnya Anugrah (2007) yang membandingkan *backpropagation* dan model ARIMA Box-Jenkins untuk meramalkan curah hujan, Nur'afifah (2011) meramalkan indeks saham pada kelompok indeks bisnis-27, Fachrudin Pakaja dkk (2012) peramalan penjualan mobil menggunakan jaringan saraf tiruan dan *certainty factor*, Shinta Prajna (2013) meramalkan banyak kasus demam berdarah di Propinsi DIY. Hsiao-Tien Pao (2006) Peramalan pada penjualan barang elektrik. Pino et al. (2008) Peramalan pada harga penjualan elektrik di *Spanish*

Energy Market. Singh, Bhambri and Gill (2011) deret berkala sebagai dasar peramalan temperatur dengan model *Backpropagation*.

Pada *Backpropagation* (BP) lapisan *input* menerima sinyal atau informasi dari luar kemudian melewatkannya ke lapisan tersembunyi pertama, yang akan diteruskan hingga mencapai lapisan *output* (Riedmiller, 1994). *Backpropagation* diciptakan dengan melakukan generalisasi hukum pembelajaran Widrow-Hoff yang melibatkan teknik *Gradient Descent*. Teori *Gradient Descent* dapat dilihat pada Chong & Zack (2001). Salah satu model *Backpropagation* adalah menggunakan laju pembelajaran optimal dan momentum faktor. Model *Backpropagation* dengan laju pembelajaran optimal dan momentum faktor (*traingdx*) merupakan penggabungan dari metode *gradient descent* dan metode *gradient descent with momentum*. Model ini memiliki performa pelatihan yang tinggi sehingga mempercepat laju konvergensi.

Model *Radial Basis Function Neural Network* (RBF) terdiri dari lapisan masukan (*input*), lapisan tersembunyi (*hidden*) dan lapisan keluaran (*output*). RBF hanya memiliki bobot pada jaringan yang terhubung dari lapisan *hidden* ke lapisan *output*, terdapat fungsi aktivasi pada lapisan *hidden* dan mengeluarkan nilai berupa persamaan nonlinear, sedangkan pada lapisan *output* atau hasil akhir proses RBF merupakan nilai berupa persamaan linear (Palit & Popavic, 2005:86-87). *Radial Basis Function* (RBF) merupakan model yang handal digunakan untuk penyelesaian masalah peramalan (*forecasting*) (Sri Kusumadewi, 2010:4). RBFNN telah banyak digunakan dalam berbagai penelitian, misalnya tahun 2012, Indrabayu dkk memprediksi curah hujan, Sri Utami Zuliana (2012) meramalkan

nilai tukar US dolar terhadap rupiah, dan Fajarani Juliaristi (2014) meramalkan banyak kasus demam berdarah di D.I.Yogyakarta. Paul Yee and Simon Haykin (1999) *Radial Basis Function Network* untuk peramalan deret berkala (*time series*), nonlinear, nonstationer. Rivas *et al* (2003) Evolving RBF untuk peramalan deret berkala. Awad *et al.* (2009) *RBF Neural Networks* untuk peramalan dengan pendekatan *Clustering*. Santhanam and Subhajina (2011) Peramalan sistem efisiensi air dengan RBF.

Pemilihan model yang tepat sangat diperlukan untuk meramalkan ISSI, sehingga dapat dilakukan suatu tindakan atau pengambilan suatu keputusan. Pada penelitian ini akan menggunakan dua model untuk mendapatkan hasil ramalan Indeks Saham Syariah Indonesia (ISSI) yang lebih baik, yaitu dengan metode laju pembelajaran optimal dan faktor momentum pada model *Backpropagation* karena pada model tersebut menggunakan tahap mendapatkan *error* terkecil sedangkan metode *Global Ridge* pada model *Radial Basis Function (RBF)* merupakan model yang handal untuk peramalan, menurut Kusumadewi. Sehingga berdasarkan uraian latar belakang diatas, peneliti tertarik untuk melakukan penelitian pada kedua model dari *Neural Network* dan selanjutnya akan digunakan untuk meramalkan Indeks Saham Syariah.

B. Rumusan Masalah

Berdasarkan uraian latar belakang permasalahan diatas, maka diperoleh rumusan masalah sebagai berikut :

1. Bagaimana prosedur pembentukan model *Backpropagation* (BP) dan pada data deret berkala?

2. Bagaimana prosedur pembentukan model *Radial Basis Function* (RBF) dan pada data deret berkala?
3. Bagaimana hasil peramalan Indeks Saham Syariah Indonesia (ISSI) dengan model *Backpropagation* (BP) dan model *Radial Basis Function* (RBF)?

C. Tujuan Penelitian

Adapun tujuan penelitian ini adalah :

1. Menjelaskan prosedur pembentukan model *Backpropagation* (BP) pada data deret berkala.
2. Menjelaskan prosedur pembentukan model *Radial Basis Function Neural Network* (RBF) pada data deret berkala.
3. Meramalkan Indeks Saham Syariah Indonesia (ISSI) dengan dua model *Neural Network*, model *Backpropagation* dan model *Radial Basis Function* (RBF).

D. Manfaat penelitian

Manfaat dari penelitian ini adalah :

1. Menambah dan memperkaya pengetahuan bagi penulis khususnya dan mahasiswa pada umumnya tentang model *Backpropagation* (BP) dan model *Radial Basis Function* (RBF) serta aplikasinya pada data deret berlaka (*Time Series*).
2. Memberikan informasi bagi peneliti maupun mahasiswa suatu metode alternatif untuk melakukan peramalan.

3. Sebagai referensi bagi peneliti maupun mahasiswa matematika ataupun mahasiswa jurusan selain matematika yang senada dengan penelitian ini ataupun melakukan penelitian-penelitian selanjutnya.
4. Peramalan Indeks saham Syariah Indonesia (ISSI) dapat membantu pemerintah, pelaku pasar atau investor terkait dalam mengantisipasi atau mengambil suatu tindakan.

BAB II

KAJIAN TEORI

A. Deret Berkala (*time series*)

1. Peramalan

Peramalan adalah suatu teknik untuk meramalkan keadaan dimasa yang akan datang melalui pengujian keadaan di masa sebelumnya. Pada dasarnya meramalkan sama halnya dengan memprediksi atau memperkirakan suatu hal, kejadian atau peristiwa masa datang yang berdasar pada masa lalu hingga saat ini.

Berdasarkan periode waktunya, peramalan diklasifikasikan menjadi 3 bentuk (Montgomery, Jennings & Kulahci, 2008:1-2) :

a. Jangka Pendek (*Short Term*)

Jangka pendek meliputi peramalan kejadian hanya beberapa periode waktu (hari, minggu, bulan) ke depan. Karena peramalannya sangat singkat, maka data historis terdahulu masih relevan untuk meramalkan masa datang. Sebagai contoh dalam peramalan jangka pendek adalah perkiraan penjualan atau produksi.

b. Jangka Menengah (*Medium Term*)

Perkiraan jangka menengah memperpanjang dari satu sampai dua tahun ke depan. Kegiatan peramalan dalam jangka menengah masih menggunakan metode kuantitatif dan kualitatif karena data historis masa lalu dianggap masih cukup relevan untuk meramalkan masa datang. Contoh peramalan dalam jangka menengah adalah meramalkan anggaran penjualan atau produksi.

c. Jangka Panjang (*Long Term*)

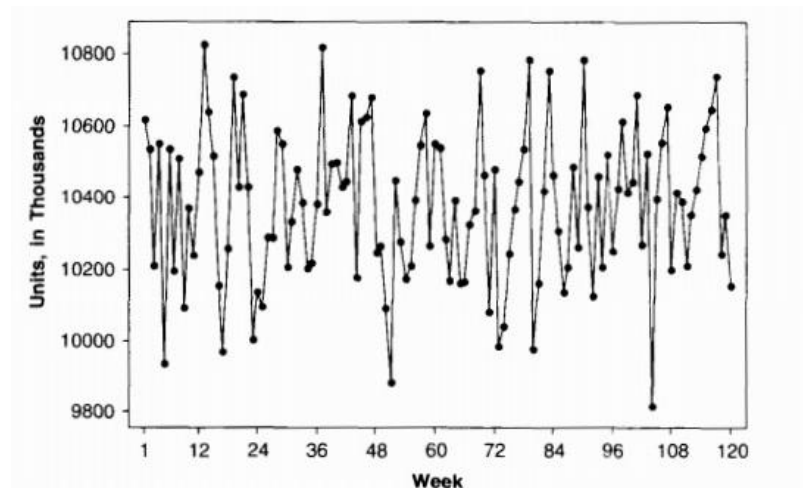
Jangka panjang meliputi kurun waktu lebih dari dua tahun. Peramalan untuk jangka panjang pada umumnya dilakukan berdasarkan intuisi dan pengalaman seseorang tapi banyak juga perusahaan yang menggunakan data historis.

2. Konsep Analisis Deret Berkala (*Time Series*)

Deret berkala atau sering disebut *time series* adalah serangkaian data yang dikumpulkan, direkam, atau diamati terhadap suatu peristiwa, kejadian, gejala atau perubahan yang diambil dari waktu ke waktu. Deret berkala digunakan untuk memperoleh gambaran dari keadaan atau sifat variabel di waktu yang lalu untuk peramalan dari nilai variabel itu pada periode yang akan datang. Adapun komponen-komponen deret berkala yang harus diperhatikan adalah (Hanke & Wichern, 2005:58-59):

a. Gerakan Horizontal

Gerakan horizontal adalah suatu gerakan data yang berfluktuasi disekitar nilai konstan atau rata-rata yang membentuk garis horizontal. Data ini juga disebut data stasioner. Contoh gerakan data horizontal dapat dilihat pada Gambar 2.1 yaitu plot suatu penjualan perusahaan di Amerika (*Pharmaceutical Product*).



(Sumber: Montgomery, Jennings & Kulahci, 2008:6)

Gambar 2.1 Contoh Pola Gerakan Horizontal

b. Gerakan *Trend*

Pola gerakan ini adalah jika suatu data bergerak pada jangka waktu tertentu dan cenderung menuju ke satu arah baik naik atau turun. Contoh pola gerakan *trend* dapat dilihat pada Gambar 2.2 yang merupakan pola data hasil produksi keju sebuah perusahaan di Amerika.

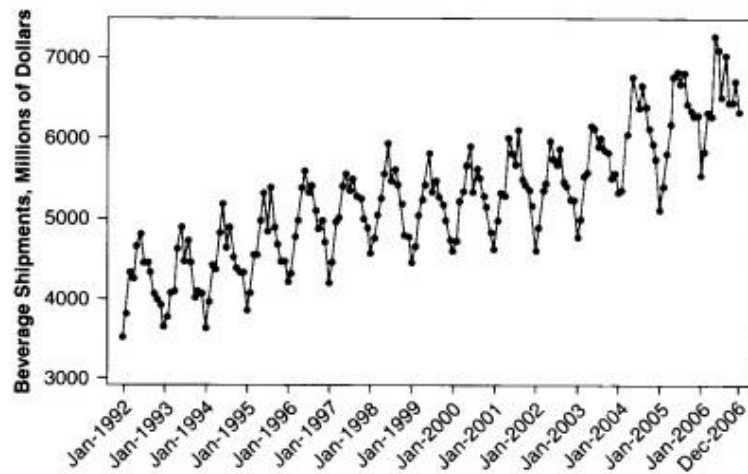


(Sumber: Montgomery, Jennings & Kulahci, 2008:7)

Gambar 2.2 Contoh Pola Gerakan *Trend*

c. Gerakan Siklis

Gerakan siklis adalah gerakan naik atau turun secara siklis di sekitar *trend* atau kondisi normal. Data yang sering mengalami gerakan siklis antar lain data perdagangan, industri, dan keuangan. Gambar 2.3 memperlihatkan pola data dengan gerakan siklis pada data produksi minuman bulanan perusahaan Amerika.

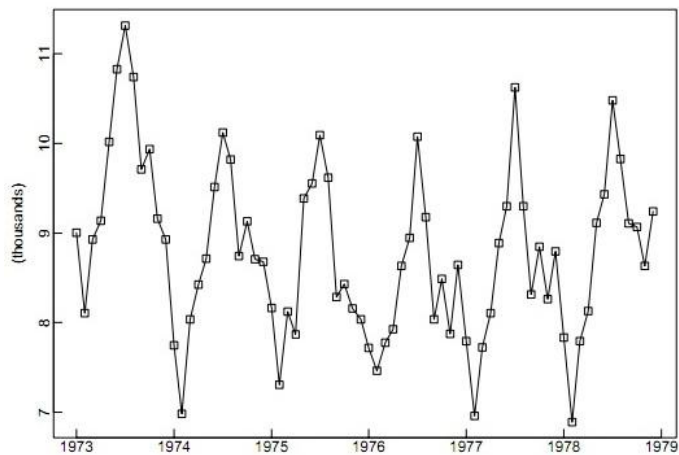


(Sumber: Montgomery, Jennings & Kulahci, 2008:8)

Gambar 2.3 Contoh Gerakan Siklis

d. Gerakan Musiman

Gerakan musiman merupakan gerakan yang berulang-ulang secara teratur selama kurang lebih satu tahun misalnya pola yang berulang setiap minggu, bulan, atau kuartalan. Pada pola data musiman adalah pada data kematian pada kasus kecelakaan di U.S.A. pada tahun 1973-1979 yang disajikan pada Gambar 2.4 Plot tersebut memperlihatkan bahwa pola data yang berulang setiap periode bulan tertentu.



(Sumber: Brockwell & Davis 2001:4)

Gambar 2.4 Contoh Pola Gerakan Musiman

3. Stasioner

Stasioner adalah keadaan dimana tidak ada perubahan rata-rata (*mean*) dan varians dari waktu ke waktu atau keduanya selalu konstan (tidak terjadi pertumbuhan atau penurunan) setiap waktu (Palit & Papovic, 2005:38). Stasioner dapat juga dikatakan tidak terdapat perubahan yang drastis pada data.

Para peneliti sering mengamati pola pada plot data untuk memutuskan data yang diperoleh stasioner atau tidak stasioner. Jika plot data deret berkala cenderung konstan atau tidak terdapat pertumbuhan atau penurunan maka data sudah stasioner. Plot autokorelasi juga dapat dijadikan alternatif untuk melihat kestasioneran data.

4. Autokorelasi

Autokorelasi adalah hubungan antara nilai-nilai yang beruntun dari variabel yang sama. Autokorelasi digunakan untuk menentukan koefisien

korelasi pada deret berkala sedangkan fungsi autokorelasi adalah himpunan semua autokorelasi untuk semua *lag* k yang diberi simbol $\rho_k, k = 1, 2, 3, \dots$ dan $\rho_0 = 0$.

a. *Autocorrelation Function (ACF)*

Suatu deret berkala $\{Y_t\}$ yaitu $Y_1, Y_2, Y_3, \dots, Y_n$ dikatakan stasioner jika *mean* $E(Y_t) = \mu$ dan *varians* $Var(Y_t) = E(Y_t - \mu)^2 = \sigma^2$ konstan. Kovarians antara Y_t dengan Y_{t+k} didefinisikan sebagai (Wei, 2006:10):

$$Cov(Y_t, Y_{t+k}) = E(Y_t - \mu)(Y_{t+k} - \mu) = \gamma_k$$

maka autokorelasi pada *lag* k yaitu korelasi antara Y_t dengan Y_{t+k} adalah :

$$\rho_k = \frac{Cov(Y_t, Y_{t+k})}{\sqrt{Var(Y_t)Var(Y_{t+k})}} = \frac{Cov(Y_t, Y_{t+k})}{Var(Y_t)} = \frac{\gamma_k}{\gamma_0} \quad (2.1)$$

dengan,

ρ_k : autokorelasi pada *lag* k

μ : rata-rata

γ_k : autokovariansi pada *lag* k

t : waktu pengamatan, $t = 1, 2, 3, \dots$

$Var(Y_{t+k}) = Var(Y_t) = \gamma_0$

Perkiraan ρ_k atau $\hat{\rho}_k$ dilakukan dengan menggunakan autokorelasi dari pengamatan pada waktu t sampai pengamatan pada waktu $t + k$, rumus yang digunakan adalah sebagai berikut :

$$\hat{\rho}_k = r_k = \frac{\sum_{t=k+1}^n (Y_t - \bar{Y})(Y_{t-k} - \bar{Y})}{\sum_{t=1}^n (Y_t - \bar{Y})^2}, k = 0, 1, 2, \dots \quad (2.2)$$

dengan,

r_k : autokorelasi sampel pada *lag* k

\bar{Y} : rata-rata dari pengamatan $\{Y_t\}$

Y_t : pengamatan pada waktu ke- t

Y_{t+k} : pengamatan pada waktu $t + k, k = 1, 2, 3, \dots$

Pengujian signifikansi autokorelasi bertujuan untuk mengetahui apakah autokorelasi berbeda signifikan dari nol. Hipotesis yang digunakan adalah:

$H_0: \rho_k = 0$ (autokorelasi pada *lag* k tidak berbeda signifikan dari nol)

$H_1: \rho_k \neq 0$ (autokorelasi pada *lag* k berbeda signifikan dari nol)

Uji signifikansi ini menggunakan statistik uji :

$$t = \frac{r_k}{SE(r_k)} \text{ dengan } df = n - 1 \quad (2.3)$$

Standar *error* dari koefisien autokorelasi menggunakan rumus (Hanke & Wichern, 2005:64):

$$SE(r_k) = \sqrt{\frac{1 + 2 \sum_{i=1}^{k-1} r_1^2}{n}} \quad (2.4)$$

dengan,

$SE(Y_t)$: standar *error* autokorelasi pada *lag* k

r_k : autokorelasi pada *lag* k

n : banyaknya pengamatan

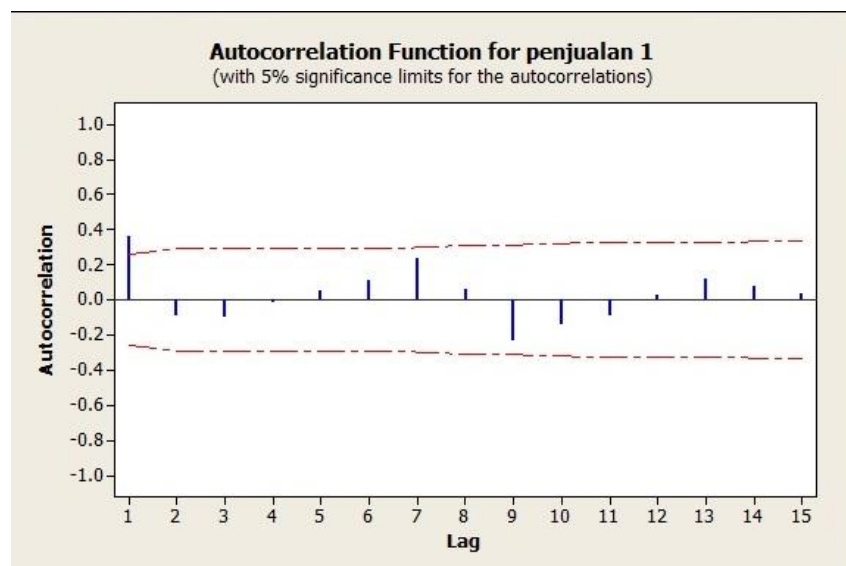
Autokorelasi dikatakan berbeda signifikan dari nol jika H_0 ditolak

dengan kriteria $t_{hitung} > t_{n-1} \left(\frac{\alpha}{2} \right)$ atau $t_{hitung} < -t_{n-1} \left(\frac{\alpha}{2} \right)$.

Signifikansi autokorelasi juga dapat ditentukan dengan melihat *correlogram*. *Correlogram* adalah plot antara *lag k* dengan r_k , dimana $r_k = 0$ adalah pusat selang kepercayaan yang direpresentasikan dengan garis-garis putus berwarna merah, sedangkan *lag* data direpresentasikan dengan garis tegak warna biru. Selang kepercayaan tersebut dapat ditentukan dengan menggunakan rumus :

$$0 \pm t_{n-1}(\frac{\alpha}{2}) \times SE(r_k) \quad (2.5)$$

Berikut pada Gambar 2.5 dapat dilihat bahwa data tersebut berbeda signifikan dari nol pada *lag* 1 (Hanke & Wichern 2005:434).



Gambar 2.5 Plot Fungsi Autokorelasi (ACF)

Gambar 2.5 di atas memperlihatkan bahwa dari data penjualan, pada lag pertama autokorelasinya berbeda signifikan dari nol karena tingginya melewati garis putus-putus merah yang merupakan selang kepercayaan dari Y_t . Autokorelasi yang berbeda signifikan dari nol menunjukkan adanya hubungan antar pengamatan.

b. *Partial Autocorrelation Function (PACF)*

Partial Autocorrelation atau autokorelasi parsial digunakan untuk mengukur korelasi antara Y_t dengan Y_{t+k} setelah hubungan Y_t dengan Y_{t+1}, Y_{t+2}, \dots , dan Y_{t+k-1} dihilangkan. Autokorelasi parsial dinotasikan dengan ϕ_{kk} dengan rumus (Montgomery, Jennings & Kulahci, 2008:250) :

$$\phi_{kk} = \frac{|\rho_k|}{|P_k|} \quad (2.6)$$

Rumus ini didasari dari persamaan Yule-Walker,

$$P_k \phi_{kk} = \rho_k \quad (2.7)$$

dimana,

$$\rho_k = \begin{bmatrix} \rho_1 \\ \rho_2 \\ \vdots \\ \rho_k \end{bmatrix} \text{ dan } \phi_{kk} = \begin{bmatrix} \phi_{k1} \\ \phi_{k2} \\ \vdots \\ \phi_{kk} \end{bmatrix} \text{ dan } P_k = \begin{bmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 & \dots & \rho_{k-1} \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 & \dots & \rho_{k-2} \\ \rho_2 & \rho_1 & 1 & \dots & \rho_{k-3} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \rho_{k-1} & \rho_{k-2} & \rho_{k-3} & \dots & 1 \end{bmatrix}$$

untuk $k = 1, 2, 3, \dots$ diperoleh :

$$\phi_{11} = \frac{|\rho_1|}{|P_1|} = \frac{|\rho_1|}{|1|} = \rho_1$$

$$\phi_{22} = \frac{|\rho_2|}{|P_2|} = \frac{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 \\ \rho_1 & \rho_2 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 \\ \rho_1 & 1 \end{vmatrix}} = \frac{\rho_2 - \rho_1^2}{1 - \rho_1^2}$$

dan seterusnya sampai ϕ_{kk} .

Pengujian signifikansi autokorelasi parsial menggunakan hipotesis :

$H_0: \phi_{kk} = 0$ (autokorelasi parsial pada *lag* k tidak berbeda signifikan dari nol)

$H_1: \phi_{kk} \neq 0$ (autokorelasi parsial pada *lag k* berbeda signifikan dari nol)

Uji signifikansi ini menggunakan statistik uji:

$$t = \frac{\phi_{kk}}{SE(\phi_{kk})} \text{ dengan } df = n - 1 \quad (2.8)$$

Standar *error* autokorelasi parsial menggunakan rumus (Wei, 2006:22):

$$SE(\hat{\phi}_{kk}) = \sqrt{\frac{1}{n}} \quad (2.9)$$

dengan,

$SE(\hat{\phi}_{kk})$: standar *error* autokorelasi parsial pada *lag k*

ϕ_{kk} : autokorelasi parsial pada *lag k*

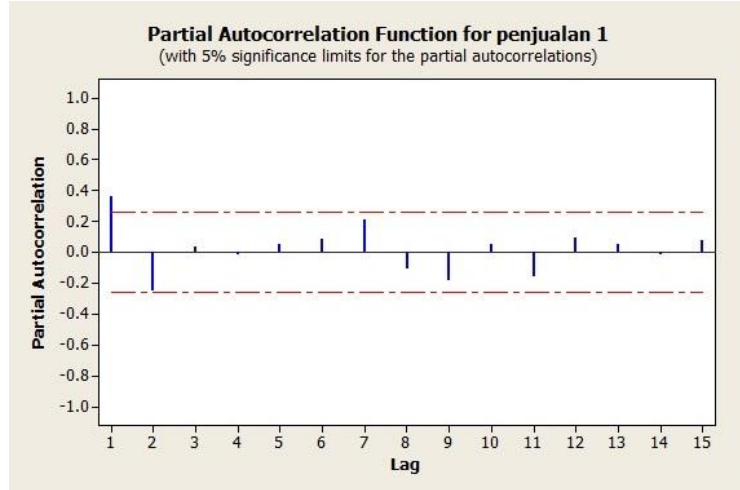
n : banyaknya pengamatan

Autokorelasi parsial dikatakan berbeda signifikan dari nol jika H_0 ditolak dengan kriteria $t_{hitung} > t_{n-1} \left(\frac{\alpha}{2} \right)$ atau $t_{hitung} < -t_{n-1} \left(\frac{\alpha}{2} \right)$.

Signifikansi autokorlasi parsial juga dapat ditentukan dengan melihat *correlogram* dengan fungsi autokorelasi parsial. Selang kepercayaan yang berpusat di $\hat{\phi}_{kk} = 0$ dapat ditentukan dengan menggunakan rumus :

$$0 \pm t_{n-1} \left(\frac{\alpha}{2} \right) \times SE(\hat{\phi}_{kk}) \quad (2.10)$$

Berikut pada Gambar 2.6 dapat dilihat bahwa data penjualan terlihat plot PACF berbeda signifikan dari nol pada *lag 1*.



(Sumber: Hanke & Wichern 2005:434)

Gambar 2.6 Plot Fungsi Autokorelasi parsial (PACF)

5. Proses White Noise

Secara matematis deret berkala $\{Y_t\}$ dikatakan stasioner jika ada sebuah barisan dari variabel bebas yang tidak berkorelasi dengan rata-rata $(Y_t) = \mu_\alpha$, varians $Var(\alpha_t) = \sigma_\alpha^2$ yang konstan dan $\gamma_k = Cov(\alpha_t, \alpha_{t+k}) = 0$ untuk $k \neq 0$ (Wei, 2006:15). Oleh karena itu, proses *white noise* $\{Y_t\}$ merupakan deret berkala yang stasioner dengan fungsi autokovarians :

$$\gamma_k = \begin{cases} \sigma_\alpha^2, & k = 0 \\ 0, & k \neq 0 \end{cases}$$

(2.11)

fungsi autokorelasi,

$$\rho_k = \begin{cases} 1, & k = 0 \\ 0, & k \neq 0 \end{cases} \quad (2.12)$$

fungsi autokorelasi parsial,

$$\phi_{kk} = \begin{cases} 1, & k = 0 \\ 0, & k \neq 0 \end{cases} \quad (2.13)$$

Pengujian *white noise* dapat dilakukan dengan melihat plot ACF dan PACF. Suatu proses *white noise* dapat diperoleh dengan melihat plot ACF dan PACF dengan hasil autokorelasinya mendekati nol. Kriteria *error white noise* adalah jika tidak ada *lag* yang melewati garis putus-putus merah atau selang kepercayaan.

6. Kriteria Model Terbaik

Hasil peramalan atau hasil prediksi tidak dapat dipisahkan dengan ketidakpastian karena bukan hasil yang sebenarnya sehingga pasti ada kesalahan peramalan. Kesalahan peramalan dapat diukur dengan beberapa kriteria (Hanke & Wichern, 2005:79-80).

a. Means Absolute Precent Error (MAPE)

Nilai *MAPE* ditentukan dengan menggunakan rumus sebagai berikut :

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|Y_t - \hat{Y}_t|}{Y_t} \times 100\% \quad (2.14)$$

dengan,

Y_t : nilai pengamatan ke- t

\hat{Y}_t : nilai peramalan pada waktu ke- t

n : banyak pengamatan

b. Mean Squared Error (MSE)

Nilai MSE digunakan untuk mengukur ketepatan nilai dugaan model yang dinyatakan dalam rata-rata kuadrat dari kesalahan. Berikut ini rumus untuk menghitung nilai MSE :

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t)^2 \quad (2.15)$$

Untuk menentukan model terbaik dapat dilakukan dengan melihat hasil *MSE* atau *MAPE* terkecil yang dihasilkan.

B. Neural Network

1. Konsep dasar Neural Network

Otak manusia terdiri dari sepuluh miliar sel saraf padat yang berhubungan disebut *neuron*. Masing-masing *neuron* terhubung dengan sekitar 10.000 *neuron* lain, dengan 60 triliun sinapsis (*synapse*) yang menghubungkannya. Dengan menggunakan beberapa *neuron* secara bersamaan, otak dapat melakukan fungsinya jauh lebih cepat daripada komputer tercepat yang ada saat ini (Yeung *et al*, 1998:1).

Setiap sel *neuron* memiliki satu inti sel. Inti sel ini bertugas melakukan pemrosesan informasi. *Neuron* biologis merupakan sistem yang “*fault tolerant*” dalam dua hal. Pertama, manusia dapat mengenali sinyal *input* yang agak berbeda dari yang pernah diterima sebelumnya. Kedua, otak manusia tetap mampu bekerja meskipun beberapa *neuronnya* tidak mampu bekerja dengan baik. Jika sebuah *neuron* rusak, maka *neuron* lain dapat dilatih untuk menggantikan fungsi sel yang rusak.

Komponen-komponen utama dari sebuah *neuron* dikelompokkan menjadi 3 bagian, yaitu (Fauset, 1994:5) :

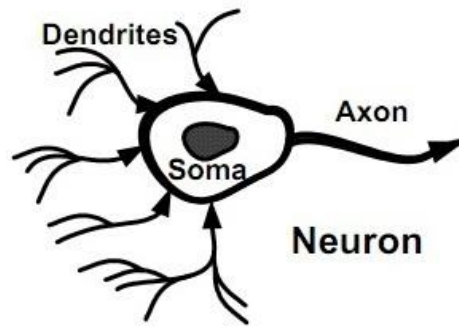
- a. *dendrit*, bertugas menerima informasi,
- b. badan sel (*soma*), berfungsi sebagai pengolah informasi,

c. *akson/axon (neurit)*, bertugas mengirim impuls-impuls ke sel saraf lainnya.

Informasi atau sinyal disampaikan oleh *dendrit* yang bertugas sebagai penyampai sinyal dari satu *neuron* ke *neuron* lain yang saling berhubungan. *Dendrit* merupakan serabut saraf yang bercabang-cabang pendek dan jumlahnya lebih dari satu. Sebagai keluaran, setiap *neuron* mempunyai *akson*, sedangkan bagian penerima sinyal disebut *sinapsis*. Kekuatan *sinapsis* bisa menurun atau meningkat tergantung pada seberapa besar tingkat propagasi (penyiaran) sinyal yang diterimanya.

Secara umum, cara kerja sebuah *neuron* terhadap suatu informasi adalah berawal dari *dendrit* yang bertugas menerima informasi. Informasi ini dilewatkan melalui sinapsis yang pada perjalanan biologisnya terjadi proses kimiawi, pada jaringan saraf tiruan proses ini disebut pembentukan bobot. Informasi yang diterima diolah oleh *soma*. Untuk mengirim informasi ke sel lain, informasi dilewatkan melalui *akson*. Selanjutnya informasi akan melalui sinapsis dan disampaikan ke *soma* lain oleh *dendrit neuron* tersebut.

Jaringan saraf secara biologi yang terdiri atas *neuron*, *soma*, *akson*, dan *dendrit* ditunjukkan pada Gambar 2.7 berikut.



(Sumber: Palit & Papovic, 2005:81)

Gambar 2.7 Jaringan Saraf Biologi

Menurut Zhang (2004:3), *neural network* (NN) atau jaringan saraf tiruan (JST) adalah model komputasi untuk pengolahan informasi. Jaringan ini berkembang dengan pemodelan jaringan saraf biologi, khususnya otak manusia. *Neural network* adalah sistem pemrosesan informasi yang memiliki karakteristik mirip dengan jaringan saraf biologi. NN dibentuk sebagai generalisasi model matematika dari jaringan saraf biologi, dengan asumsi bahwa (Fauset, 1994:3):

- a. Pemrosesan informasi terjadi pada banyak elemen sederhana (*neuron*),
- b. Sinyal dikirimkan diantara *neuron-neuron* melalui penghubung-penghubung,
- c. Penghubung antara *neuron* memiliki bobot yang akan memperkuat atau memperlemah sinyal,
- d. Untuk menentukan *output*, setiap *neuron* menggunakan fungsi aktivasi yang diperkenalkan pada jumlahan *input* yang diterima.

Neural network terdiri dari unsur-unsur sederhana yang beroperasi secara paralel. Jaringan ini dapat ditentukan dengan hubungan antar unsur-unsurnya. Umumnya jaringan ini dapat dilatih untuk melakukan fungsi tertentu dengan menyesuaikan nilai-nilai bobot antar unsur-

unsurnya untuk mencapai *output* atau target tertentu (Demuth & Beale, 1992:18). *Neural network* dapat diaplikasikan di berbagai bidang terutama pada analisis yang lebih kompleks, masalah nonlinear atau suatu struktur paralel. Pada bidang peramalan, *neural network* digunakan untuk menyelesaikan masalah peramalan termasuk pada pembentukan model (Hu & Hwang, 2001: 250).

Pada *neural network*, *neuron-neuron* akan dikumpulkan dalam lapisan-lapisan (*layer*) yang disebut lapisan *neuron* (*neuron layer*). Pada umumnya, *neural network* mempunyai tiga lapisan, yaitu (Yeung *et al*, 1998:3) :

a. Lapisan *Input* (*Input Layer*)

Node-node di dalam lapisan *input* disebut *neuron-neuron input*. *Neuro-neuron input* menerima *input* berupa gambaran informasi atau permasalahan dari luar.

b. Lapisan Tersembunyi (*Hidden Layer*)

Node-node di dalam lapisan tersembunyi disebut *neuron-neuron* tersembunyi.

c. Lapisan *Output* (*Output Layer*)

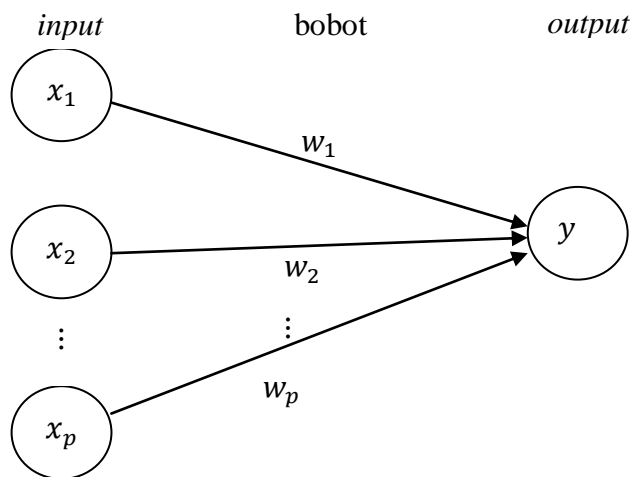
Node-node didalam lapisan *output* disebut *neuron-neuron output*. Keluaran dari lapisan ini merupakan hasil dari *neural network* terhadap suatu permasalahan.

2. Arsitektur *Neural Network*

Pengaturan *neuron* dalam suatu setiap lapisan dan pola hubungan antar lapisan disebut arsitektur jaringan saraf. Arsitektur *neural network* diklasifikasikan menjadi tiga, yaitu (Fausett, 1994:12-14) :

a. Jaringan Lapisan Tunggal (*Single Layer Net*)

Jaringan dengan lapisan tunggal memiliki satu lapisan dengan bobot-bobot terhubung. Jaringan ini hanya menerima *input* kemudian secara langsung akan mengolahnya menjadi *output* tanpa harus melalui lapisan yang lain (lapisan tersembunyi). Dengan kata lain, ciri-ciri dari arsitektur jaringan saraf lapisan tunggal adalah hanya terdiri dari satu lapisan *input* dan satu lapisan *output*. Contoh arsitektur jaringan dengan lapisan tunggal dapat dilihat pada Gambar 2.8 berikut.

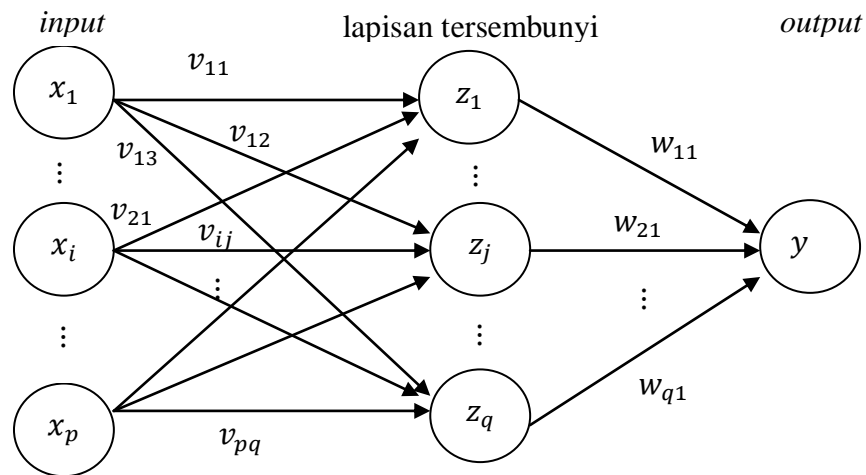


Gambar 2.8 Arsitektur Jaringan Lapisan Tunggal

b. Jaringan Banyak Lapisan (*Multilayer Net*)

Jaringan dengan banyak lapisan memiliki satu atau lebih lapisan yang berada diantara lapisan *input* dan lapisan *output* (terdapat satu atau

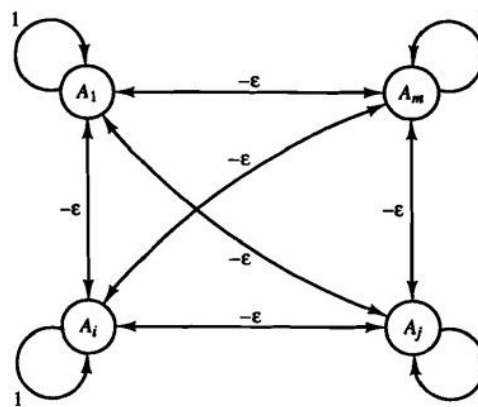
lebih lapisan tersembunyi). Jaringan dengan banyak lapisan ini dapat menyelesaikan permasalahan yang lebih sulit dibandingkan dengan jaringan lapisan tunggal. Contoh arsitektur jaringan dengan banyak lapisan dapat dilihat pada Gambar 2.9 berikut.



Gambar 2.9 Arsitektur Jaringan Banyak Lapisan

c. Jaringan Lapisan Kompetitif (*Competitive Layer Net*)

Pada jaringan ini, antar *neuron* dapat saling dihubungkan. Contoh arsitektur jaringan dengan lapisan kompetitif dapat dilihat pada Gambar 2.10 berikut.



Gambar 2.10 Arsitektur Jaringan Lapisan Kompetitif

3. Fungsi Aktivasi

Fungsi aktivasi adalah fungsi yang digunakan untuk menentukan keluaran suatu *neuron*. Fungsi aktivasi berguna untuk mengaktifkan atau tidak mengaktifkan *neuron* yang dipakai pada jaringan tersebut. Misalkan terdapat sebuah *neuron* dengan i input (x_1, x_2, \dots, x_p) yang masing-masing memiliki j bobot (w_1, w_2, \dots, w_q) dengan bobot bias b kemudian fungsi aktivasi akan mengaktifkan menjadi output jaringan y .

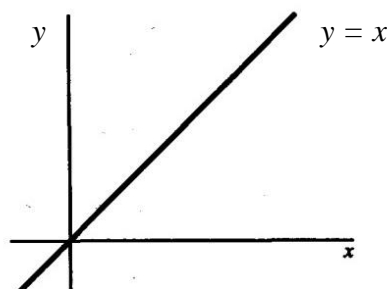
Ada beberapa fungsi aktivasi yang sering digunakan pada JST. Fungsi aktivasi tersebut antara lain (Fausett, 1994:17-19):

a. Fungsi linear (*purelin*)

Salah satu fungsi aktivasi yang sering digunakan adalah fungsi linear (identitas). Fungsi linear memiliki nilai *output* yang sama dengan nilai *inputnya*. Pada Matlab fungsi linear dikenal dengan nama *purelin*. Fungsi linear dirumuskan sebagai:

$$y = x \text{ untuk semua } x \quad (2.16)$$

dan fungsi linear diilustrasikan sebagai berikut



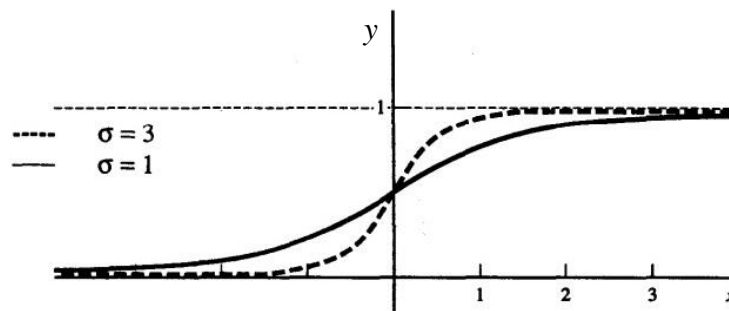
Gambar 2.11 Fungsi Linear

b. Fungsi *sigmoid biner* (*logsig*)

Fungsi ini sering digunakan pada metode *backpropagation*. Fungsi ini memiliki nilai antara 0 sampai 1, dirumuskan sebagai berikut:

$$y = f(x) = \frac{1}{1+e^{-\sigma x}} \text{ dengan } f'(x) = \sigma f(x)[1 - f(x)] \quad (2.17)$$

Pada *Matlab* fungsi ini dikenal dengan nama *logsig*. Fungsi dengan rentang nilai antara -1 sampai 1 untuk $\sigma = 1$ dan $\sigma = 3$ dapat dilihat pada Gambar 2.12 berikut.



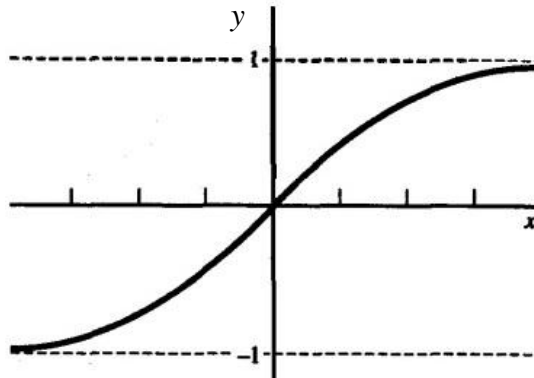
Gambar 2.12 Fungsi *sigmoid biner*

c. Fungsi *sigmoid bipolar* (*tansig*)

Fungsi ini dirumuskan sebagai berikut:

$$y = f(x) = \frac{1-e^{-x}}{1+e^{-x}} \text{ dengan } f'(x) = \frac{1}{2}[1+f(x)][1-f(x)] \quad (2.18)$$

Pada *Matlab* fungsi *sigmoid bipolar* dikenal dengan nama *tansig*. Fungsi ini sangat berkaitan dengan fungsi *hyperbolic tangent*, sering digunakan sebagai fungsi aktivasi ketika nilai *output* yang diinginkan berkisar antara -1 sampai 1.



Gambar 2.13 Fungsi *sigmoid bipolar*

4. Pembelajaran *Neural Network*

Salah satu bagian terpenting dari konsep jaringan saraf adalah terjadinya proses pembelajaran. Dalam konteks jaringan saraf, belajar didefinisikan sebagai suatu proses dimana parameter bebas dari jaringan saraf yang disesuaikan melalui proses rangsangan atau penerimaan informasi yang berkesinambungan oleh lingkungan. Tujuan utama dari proses pembelajaran adalah melakukan pengaturan terhadap bobot-bobot yang ada pada jaringan saraf, sehingga diperoleh bobot akhir yang tepat sesuai pola data yang dilatih. Pada dasarnya terdiri dari 2 metode pembelajaran, yaitu metode pembelajaran terawasi (*supervised learning*) dan metode tak terawasi (*unsupervised learning*) (Yeung et al, 1998:5).

a. Pembelajaran terawasi (*supervised learning*)

Pada proses pembelajaran ini, satu *input* yang telah diberikan pada satu *neuron* di lapisan *input* akan dijalankan di sepanjang jaringan saraf sampai ke *neuron* pada lapisan *output*. Hasil *output* yang diperoleh kemudian dicocokkan dengan target, jika terjadi perbedaan,

maka akan muncul *error*. Jika nilai *error* cukup besar, akan dilakukan pembelajaran yang lebih banyak lagi.

b. Pembelajaran tak terawasi (*unsupervised learning*)

Pada proses pembelajaran ini, nilai bobot disusun dalam suatu interval atau *range* tertentu tergantung dari nilai *input* yang diberikan. Pembelajaran ini bertujuan mengelompokkan unit-unit yang hampir sama dalam suatu area tertentu.

Beberapa parameter pembelajaran pada *Neural Network* diantaranya adalah :

a. Nilai *Epoch*

Epoch atau bisa disebut siklus pola pelatihan, dimana *epoch* dilakukan pada semua set pelatihan sampai unjuk kerja jaringan mencapai tingkat yang diinginkan atau sampai kondisi berhenti terpenuhi. Yang dimaksud dengan kondisi berhenti adalah pelatihan akan dihentikan setelah nilai *epoch* mencapai misalkan 100 kali, atau pelatihan akan dihentikan sampai nilai ambang yang ditetapkan terlampaui.

b. *Learning rate*

Learning rate adalah laju pembelajaran dimana semakin besar nilai *learning rate* akan berimplikasi semakin besar langkah pembelajaran. Jika *learning rate* diatur terlalu besar, maka model akan menjadi tidak stabil. Sebaliknya, jika terlalu kecil maka model akan konvergen dalam waktu yang lama.

c. Momentum

Salah satu pengembangan model *backpropagation* dilakukan dengan menggunakan momentum pada perhitungan perubahan bobot-bobot. Tujuan ini untuk melancarkan pelatihan dan mencegah agar bobot tidak “berhenti” di sebuah nilai yang belum optimal. Pada dasarnya nilai momentum terletak antara 0 sampai 1. Untuk perubahan bobot baru rumus dapat dilihat di bawah ini (Fausett, 1994:305).

$$w_{j1}(t + 1) = w_{j1}(t) + \Delta w_{j1} + \beta[w_{j1}(t) - w_{j1}(t - 1)]$$

$$v_{ij}(t + 1) = v_{ij}(t) + \Delta v_{ij} + \beta[v_{ij}(t) - v_{ij}(t - 1)]$$

dengan β merupakan konstanta dari momentum dengan rentang $[0,1]$.

C. Indeks Syariah

1. Indeks saham

Indeks harga saham adalah suatu indikator yang menunjukkan pergerakan harga saham. Indeks berfungsi sebagai indikator tren pasar, artinya pergerakan indeks menggambarkan kondisi pasar pada suatu saat, apakah pasar sedang aktif atau lesu (Manullang, 1993). Indeks harga saham di Indonesia tercatat secara rapi di Bursa Efek Indonesia (BEI). Adapun di Bursa Efek Indonesia terdapat enam jenis indeks saham antara lain :

a. Indeks individual

Yaitu menggunakan indeks harga masing-masing saham terdapat harga dasarnya atau indeks masing-masing saham yang tercatat di BEI.

b. Indeks harga saham sektoral

Yaitu menggunakan semua saham yang termasuk dalam masing-masing sektor, misal sektor keuangan, pertambangan dan lain-lain.

c. Indeks harga saham gabungan (IHSG)

IHSG menggunakan semua saham yang tercatat sebagai komponen perhitungan saham. IHSG merupakan angka indeks harga saham yang diolah sedemikian rupa sehingga dapat digunakan membandingkan kejadian yang dapat berupa perubahan harga saham dari waktu ke waktu.

d. Indeks LQ 45

Yaitu indeks yang terdiri dari 45 saham pilihan yang mengacu pada likuiditas perdagangan dan kapitalisasi pasar.

e. Indeks saham syariah

Merupakan indeks yang terdiri lebih dari 30 saham mengakomodasi syariat islam.

f. Indeks papan utama

Yaitu indeks harga saham yang secara khusus didasarkan pada kelompok saham yang tercatat di BEI.

2. Indeks Saham Syariah

Istilah saham atau biasa disebut *stock* adalah instrument pasar keuangan yang digunakan untuk memutuskan suatu pendanaan perusahaan. Indeks saham adalah indicator harga saham atau pergerakan harga saham dengan satuannya adalah lot. Sedangkan Efek atau dalam

bahasa Inggris disebut *security* adalah suatu surat berharga yang bernilai serta dapat diperdagangkan . Efek dapat dikategorikan sebagai hutang dan ekuitas seperti obligasi dan saham. Perusahaan ataupun lembaga yang menerbitkan efek disebut *penerbit*. Efek tersebut dapat terdiri dari surat pengakuan hutang, surat berharga komersial, saham, obligasi, unit penyertaan kontrak investasi kolektif (seperti misalnya reksadana, kontrak berjangka atas efek, dan setiap derivatif dari efek).

Definisi pasar modal sesuai dengan Undang-undang Nomor 8 Tahun 1995 tentang Pasar Modal (UUPM) adalah kegiatan yang bersangkutan dengan Penawaran Umum dan perdagangan Efek, Perusahaan Publik yang berkaitan dengan Efek yang diterbitkannya, serta lembaga dan profesi yang berkaitan dengan Efek. Oleh karena itu, pasar modal syariah bukanlah suatu sistem yang terpisah dari sistem pasar modal secara keseluruhan. Secara umum kegiatan Pasar Modal Syariah tidak memiliki perbedaan dengan pasar modal konvensional, namun terdapat beberapa karakteristik khusus Pasar Modal Syariah yaitu bahwa produk dan mekanisme transaksi tidak bertentangan dengan prinsip-prinsip syariah.

Investasi Syariah di pasar modal Indonesia identik dengan *Jakarta Islamic Index* (JII) yang terdiri dari 30 saham Syariah yang tercatat di Bursa Efek Indonesia (BEI). Efek Syariah yang terdapat di pasar modal Indonesia sebanyak 30 saham Syariah yang menjadi konstituen JII, juga

terdiri dari berbagai macam jenis Efek selain saham Syariah yaitu Sukuk, dan reksadana Syariah.

Sejak November 2007, Bapepam & LK telah mengeluarkan Daftar Efek Syariah (DES) yang berisi daftar saham Syariah yang ada di Indonesia. Dengan adanya DES maka masyarakat akan semakin mudah untuk mengetahui saham-saham apa saja yang termasuk saham Syariah karena DES adalah satu-satunya rujukan tentang daftar saham Syariah di Indonesia. Keberadaan DES tersebut kemudian ditindaklanjuti oleh BEI dengan meluncurkan Indeks Saham Syariah Indonesia (ISSI) pada tanggal 12 Mei 2011. Konstituen ISSI terdiri dari seluruh saham Syariah yang tercatat di BEI.

Indeks saham syariah adalah indikator yang menunjukkan kinerja/pergerakan indeks harga saham syariah yang ada di Bursa Efek Indonesia. BEI mempunyai dua indeks harga saham Syariah, yaitu *Jakarta Islamic Index* (JII) dan Indeks Saham Syariah Indonesia (ISSI). Berbeda dengan Efek lainnya, selain landasan hukum, baik berupa peraturan maupun Undang-Undang, perlu terdapat landasan fatwa yang dapat dijadikan sebagai rujukan ditetapkannya Efek Syariah. Landasan fatwa diperlukan sebagai dasar untuk menetapkan prinsip-prinsip syariah yang dapat diterapkan di pasar modal. Adapun saham-saham konstituen indeks ISSI *update* per 18 Desember 2013 terlampir (Lampiran 2 halaman 88).

Prinsip-prinsip syariah dalam mekanisme perdagangan di pasar regular Bursa Efek diantaranya adalah :

- a. Kontrak jual beli Efek Syariah di Bursa Efek sesuai dengan persyaratan yang telah ditentukan oleh Bursa Efek.
- b. Dilaksanakan berdasarkan proses tawar menawar yang berkesinambungan (*bai' al-musawamah*).
- c. *Ijarah* adalah akad pemindahan hak guna/manfaat atas barang atau pemberian jasa dalam waktu tertentu dengan pembayaran *ujrah*/sewa.
- d. *Ju'alah* adalah janji atau komitmen untuk memberikan imbalan (*ju'l*) atas pencapaian hasil (*natijah*) yang ditentukan dari suatu pekerjaan.
- e. *Ba'i* adalah akad pertukaran harta yang bertujuan memindahkan kepemilikan harta tersebut.
- f. *Ghisysy* adalah pemaparan/penjelasan keunggulan suatu barang yang dijual.

BAB III

PEMBAHASAN

Pada bab ini akan dibahas mengenai model *Backpropagation* dan model *Radial Basis Function* pada *Neural Network*, arsitek dari masing-masing model, fungsi aktivasi, pembobotan, bias, *K-Means Cluster*, *Global Ridge-Regression*, prosedur pembentukan model, serta aplikasi dari model *Backpropagation* dan model *Radial Basis Function* pada data *close ISSI*.

A. *Backpropagation Neural Network*

1. *Model Backpropagation*

Model *backpropagation* merupakan model yang baik untuk menangani masalah pengenalan pola-pola kompleks. Model ini merupakan model jaringan saraf tiruan yang populer dan merupakan model pembelajaran terawasi. Istilah *backpropagation* diambil dari cara kerja jaringan ini, yaitu bahwa *error* unit-unit tersembunyi diturunkan dari penyiaran kembali *error-error* yang dihubungkan dengan unit-unit *output*. Hal ini karena nilai-nilai target untuk unit-unit tersembunyi tidak diberikan. Model *backpropagation* menggunakan *error output* untuk mengubah nilai bobot-bobotnya dalam arah mundur (*backward*). Untuk mendapatkan *error* ini, tahap perambatan maju (*forward propagation*) harus dikerjakan terlebih dahulu. Pada saat perambatan maju, *neuron-neuron* diaktifkan dengan menggunakan fungsi aktivasi *sigmoid*.

$$y = f(x) = \frac{1-e^{-x}}{1+e^{-x}} \text{ dengan } f'(x) = \frac{1}{2}[1+f(x)][1-f(x)]$$

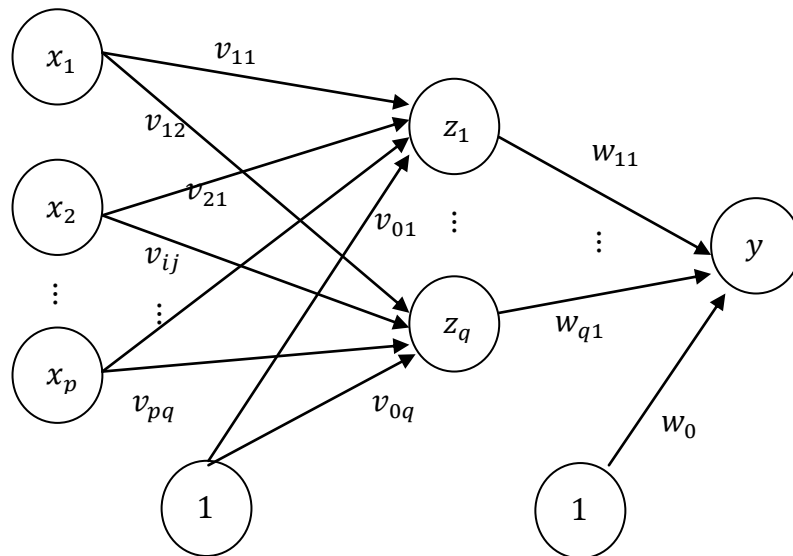
Fungsi *sigmoid bipolar (tansig)* ini memiliki nilai *range* antara 0 sampai 1.

Jaringan saraf tiruan *backpropagation* terdiri dari banyak lapisan (*multilayer*) *neural network*:

- a. Lapisan *Input*. Terdiri dari *neuron-neuron* atau unit-unit *input*, mulai dari unit *input* 1 sampai unit *input* p .
- b. Lapisan tersembunyi (*Hidden*). Terdiri dari unit-unit *neuron* tersembunyi mulai dari unit *neuron* tersembunyi 1 sampai unit *neuron* tersembunyi q .
- c. Lapisan *Output*. Terdiri dari unit-unit *output* mulai dari unit *output* 1 sampai unit *output* k , dimana p, q, k masing-masing adalah bilangan *integer* sembarang menurut arsitektur jaringan saraf tiruan yang dirancang.

Pada gambar di bawah, v_{0q} dan w_0 masing-masing adalah bias untuk unit ke- j lapisan tersembunyi dan unit *output*. v_{ij} dengan $i = 1, 2, \dots, p$ dan $j = 1, 2, \dots, q$ adalah bobot koneksi antara unit ke- i lapisan *input* dengan unit ke- j lapisan tersembunyi, sedangkan w_{j1} adalah bobot koneksi antara unit ke- j lapisan tersembunyi dengan unit ke- k lapisan *output* dengan $k = 1$.

Adapun arsitek dari *backpropagation* dapat dilihat pada Gambar 3.1 berikut :



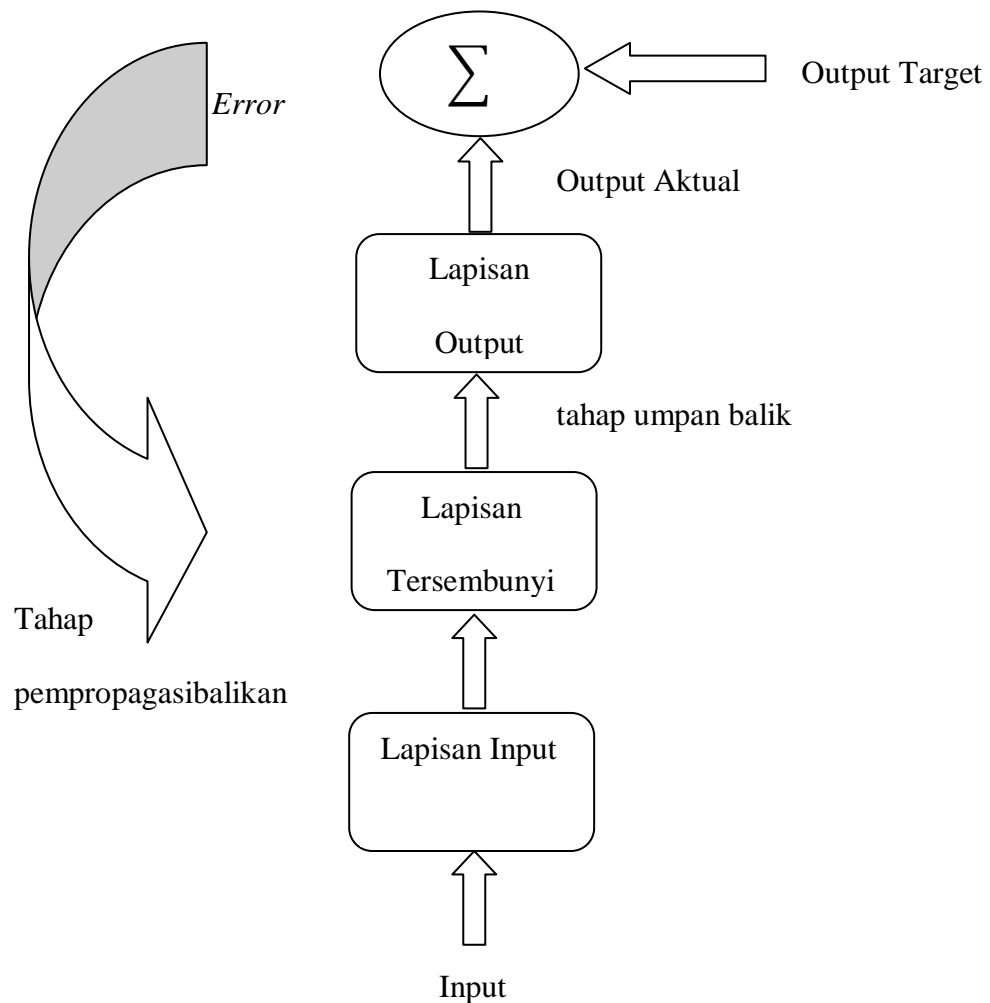
Gambar 3.1 Arsitektur jaringan *backpropagation* dengan 1 lapisan tersembunyi

Agar dapat digunakan untuk suatu aplikasi, jaringan saraf perlu belajar terlebih dahulu. Dengan cara dimasukkan sekumpulan contoh pelatihan *input* pada jaringan ini. Pelatihan ini digambarkan dengan sebuah vektor *feature* yang disebut vektor *input* yang dihubungkan dengan sebuah *output* yang menjadi target pelatihannya. Pelatihan bertujuan untuk membuat jaringan beradaptasi terhadap karakteristik-karakteristik dari contoh-contoh pada set pelatihan dengan mengubah/meng-*update* bobot-bobot yang ada dalam jaringan.

Cara kerja *backpropagation* diawali dengan jaringan diinisialisasi dengan bobot yang diset dengan bilangan acak. Lalu contoh-contoh pelatihan dimasukkan ke dalam jaringan. Contoh pelatihan terdiri dari pasangan vektor *input* dan vektor *target*. Keluaran dari jaringan berupa sebuah vektor *output* aktual. Selanjutnya vektor *output* aktual jaringan dibandingkan dengan vektor *output* target untuk mengetahui *output*

jaringan sudah sesuai dengan harapan (*output* aktual sudah sama dengan *output* target).

Alur kerja jaringan *backpropagation* dapat dilihat pada Gambar 3.2 di bawah:



Gambar 3.2 Alur kerja jaringan *backpropagation*

Error yang ditimbulkan berakibat perbedaan antara *output* aktual dengan target kemudian dihitung dan digunakan untuk meng-*update* bobot-bobot yang relevan dengan jalan mempropagasi kembali *error*. Setiap perubahan pembobotan yang terjadi diharapkan dapat mengurangi besarnya *error*. *Epoch* (siklus pola pelatihan) dilakukan pada semua set

pelatihan sampai unjuk kerja jaringan mencapai tingkat yang diinginkan atau sampai kondisi berhenti terpenuhi. Yang dimaksud dengan kondisi berhenti adalah pelatihan akan dihentikan setelah *epoch* mencapai misalkan 100 kali, atau pelatihan akan dihentikan sampai nilai *epoch* yang ditetapkan terlampaui. Nilai *epoch* dipilih saat nilai tersebut menghasilkan *error* atau nilai *MAPE* konvergen ke suatu nilai tertentu. Setelah proses pelatihan selesai barulah diterapkan model aplikasi. Sebelum digunakan untuk aplikasi, pengujian unjuk kerja jaringan dilakukan dengan memasukkan set pengujian (*test*) ke dalam jaringan. Karena persifat pengujian maka set hanya berupa *input* saja. Dari respons jaringan dapat dinilai kemampuan memorisasi dan generalisasi jaringan dalam menebak *output* berdasarkan yang telah dipelajari.

2. Estimasi Bobot Model Backpropagation

Berikut adalah penjelasan dari model *backpropagation* (Fausett, 1994:294-296) :

Langkah 1 : inisialkan bobot (set ke nilai yang kecil secara acak)

Langkah 2 : selama kondisi berhenti bernilai salah kerjakan :

a. Untuk masing-masing pasangan pelatihan, lakukan : ***Feedforward***

1) Masing-masing unit *input* ($x_i, i = 1, 2, \dots, p$) menerima sinyal *input* x_i dan menyebarkan sinyal ini ke semua unit lapisan atas (unit tersembunyi)

2) Masing-masing unit tersembunyi ($z_j, j = 1, 2, \dots, q$) menjumlahkan bobot sinyal *input*,

$$z_in_j = v_{0j} + \sum_i x_i v_{ij} \quad (3.1)$$

dan mengaplikasikan fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal *output*,

$$z_j = f(z_in_j) \quad (3.2)$$

dan mengirimkan sinyal tersebut ke semua unit pada lapisan atas (unit *output*)

3) Pada unit *output* (y) menjumlahkan bobot sinyal *input*

$$y_in_k = w_{01} + \sum_i z_i w_{j1} \quad (3.3)$$

dan mengaplikasikan fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal *output*,

$$y = f(y_in_k) \quad (3.4)$$

b. Untuk masing-masing pelatihan, lakukan : ***Backpropagation***

1) Pada unit *output* (y) menerima sebuah pola target yang bersesuaian dengan pola *input* pelatihan, menghitung informasi kesalahan,

$$\delta_1 = (t_1 - y) f'(y_in_k) \quad (3.5)$$

kemudian menghitung koreksi bobot (digunakan untuk memperbaiki w_{j1})

$$\Delta w_{j1} = \alpha \delta_1 z_j \quad (3.6)$$

dan akhirnya menghitung koreksi bias (digunakan untuk memperbaiki w_{01})

$$\Delta w_{01} = \alpha \delta_1 \quad (3.7)$$

setelah itu mengirimkan ke unit dalam lapisan yang paling atas.

2) Masing-masing unit yang tersembunyi ($z_j, j = 1, 2, \dots, q$) menjumlahkan *input* delta (dari unit lapisan atas)

$$\delta_{in_j} = \sum_{j=1}^q \delta_1 w_{j1} \quad (3.8)$$

kalikan nilai ini dengan turunan fungsi aktivasi untuk menghitung informasi kesalahan,

$$\delta_j = \delta_{in_j} f'(z_{in_j}) \quad (3.9)$$

kemudian hitung koreksi bobot (digunakan untuk memperbaiki v_{ij})

$$\Delta v_{ij} = \alpha \delta_j x_i \quad (3.10)$$

Setelah itu hitung koreksi bias (digunakan untuk memperbaiki v_{0j})

$$\Delta v_{0j} = \alpha \delta_j \quad (3.11)$$

c. Memperbaiki bobot dan bias

Pada unit *output* (y) memperbaiki bobot dan bias ($j = 0, \dots, q$)

$$w_{j1}(t+1) = w_{j1}(t) + \Delta w_{j1} \quad (3.12)$$

Masing-masing unit tersembunyi ($z_j, j = 1, 2, \dots, q$) memperbaiki bobot dan bias, dengan ($i = 1, 2, \dots, p$)

$$v_{ij}(t+1) = v_{ij}(t) + \Delta v_{ij} \quad (3.13)$$

d. Tes kondisi berhenti.

Kondisi berhenti selain menggunakan maksimum *epoch* juga dapat menggunakan target *error MSE*, jika target *MSE* sudah mencapai target *error*, maka proses pelatihan berhenti (Haykin, 2004:195).

3. Pembentukan Model *Backpropagation* dengan Pemrograman *Matlab*

Pada dasarnya untuk membangun sebuah jaringan yang baik, diawali dengan penentuan input jaringan. Setelah itu, mengestimasi banyak *neuron* yang ada pada lapisan tersembunyi dengan proses estimasi bobot. Sebagai langkah awal membagi data menjadi 2 bagian, bagian pertama untuk data *training* dan bagian kedua untuk data *testing*. Langkah selanjutnya adalah proses normalisasi data dan dilanjutkan proses pembobotan.

a. Normalisasi data

Normalisasi data dilakukan untuk menempatkan data-data *input* dan target pada range tertentu. Proses normalisasi dilakukan dengan bantuan mean dan standar deviasi (Hery, 2006: 48).

1) Perhitungan nilai rata-rata

$$\bar{Y} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n Y_t$$

2) Perhitungan nilai varians

$$s^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{t=1}^n (Y_t - \bar{Y})^2$$

3) Perhitungan normalisasi

$$z_t = \frac{Y_t - \bar{Y}}{s}$$

Pada matlab, normalisasi dengan bantuan *mean* dan *standar deviasi* yang akan membawa data ke dalam bentuk normal

dengan (*mean*=0) dan (*standar deviasi*=1). Perintah untuk normalisasi pada *Matlab*

`mapminmax` (normalisasi input/target dengan range -1 sampai 1)
`mapstd` (normalisasi input/target untuk mean 0 dan standar deviasi 1)

b. Estimasi Bobot

Pada jaringan *backpropagation* pembelajaran dilakukan dengan estimasi bobot baik bobot awal maupun bobot akhir serta penentuan parameter pembelajaran. Bobot-bobot tersebut untuk meminimalkan fungsi kinerja jaringan. Fungsi kinerja untuk *backpropagation* adalah nilai *MSE*, nilai *MSE* dihitung dari rata-rata kuadrat *error* yang terjadi antara *output* jaringan dan target (Kusumadewi, 2004:116).

Pada *Matlab*, untuk membangun jaringan *backpropagation* perintahnya menggunakan *newff*. Fungsi yang digunakan sebagai berikut,

```
net=newff(minmax(inp),[H1 O1],{'FA1','FA2'},'FB');
```

dengan,

net : jaringan saraf

minmax(inp): matriks yang berisi nilai minimum dan maksimum dengan *inp* adalah jumlah variabel *input*.

(inp): *input* yang ternormalisasi

H1 : jumlah *neuron* pada lapisan ke-*j*, dengan $j = 1, 2, \dots, p$

O1 : jumlah lapisan *output*

FA1 : fungsi aktivasi pada lapisan *input* ke lapisan tersembunyi
(default: *tansig*)

FA2 : fungsi aktivasi pada lapisan tersembunyi ke lapisan *output*
(*default: purelin*)

FB : fungsi pembelajaran jaringan (*default: trainlm*)

Pada langkah selanjutnya penentuan parameter pembelajaran, terdapat beberapa parameter yang digunakan :

1) Maksimum *epoch*

Jumlah *epoch* maksimum yang boleh dilakukan selama proses pembelajaran. Iterasi terhenti apabila nilai *epoch* terpenuhi.

Perintah pada *Matlab*

```
net.trainparam.epochs=MaxEpoch;
```

nilai *default* untuk maksimum *epoch* adalah 10.

2) Kinerja tujuan

Kinerja tujuan adalah target nilai fungsi kinerja. Iterasi akan terhenti apabila nilai fungsi kinerja kurang dari atau sama dengan kinerja tujuan. Perintah pada *Matlab*

```
net.trainparam.goal=TargetError;
```

nilai *default* untuk kinerja tujuan adalah 0.

3) *Learning rate*

Merupakan laju pembelajaran dimana semakin besar nilai *learning rate* akan berimplikasi semakin besar langkah pembelajaran. Pada kasus tertentu, jika terlalu besar nilainya, maka proses pembelajaran tidak stabil. Perintah pada *Matlab*

```
net.trainparam.lr=LearningRate;
```

nilai *default* untuk kinerja tujuan adalah 0,01.

4) Momentum

Besar kecilnya momentum mempengaruhi perubahan bobot pada proses pembelajaran.

Besarnya momentum antara 0 sampai 1.

```
net.trainparam.mc=Momentum;
```

c. Denormalisasi

Data yang telah dinormalisasi akan dikembalikan ke dalam bentuk yang biasa atau semula yang sering disebut *denormalisasi*. Perintah untuk mentransformasi data dengan beberapa contoh sintak pada *Matlab* sebagai berikut.

```
Qn = trastd(Q', meanp, stdp);
```

```
bn = sim (net, Qn);
```

```
b = poststd(bn, meant, stdt); atau
```

```
mapstd('reverse',bn,tarns);
```

dengan,

bn : matrik input ternormalisasi

Q : data *input* baru

Qn : hasil simulasi dari data *input*

4. Prosedur Pembentukan Model *Backpropagation*

a. Tahap awal

1) Penentuan variabel *input* dan target

Diperoleh dengan melihat plot autokorelasi data yaitu melihat *lag-lag* signifikan pada fungsi autokorelasi, sedangkan data target merupakan variabel yang digunakan untuk membandingkan *output*

dari *Neural Network*. Misal variabel data target yang digunakan adalah data y_t dan *lag-lag* yang signifikan dalam plot ACF misal data terlihat pada *lag-1* dan *lag-3*, sehingga variabel input data y_{t-1} dan y_{t-3} .

2) Pembagian data

Data yang terdiri dari data *input* dan target dibagi menjadi data pelatihan dan pengujian. Proporsi pembagian data bersifat subjektif tergantung peneliti. Presentase data pelatihan lebih besar dibanding dengan data pengujian. Data pengujian biasanya 10% sampai 30% dari data terakhir. Data *training* digunakan untuk memperoleh bobot dan bias terbaik pada jaringan. Data *testing* untuk dibandingkan dengan data hasil peramalan.

b. Tahap pembentukan jaringan

1) Penentuan fungsi aktivasi

Pemilihan fungsi aktivasi harus memenuhi syarat kontinu, terdiferensial dan merupakan fungsi tidak turun. Fungsi aktivasi digunakan pada lapisan pertama (tersembunyi) dan kedua (*output*).

2) Penentuan model pelatihan

Model pelatihan akan memerlukan waktu pemrosesan selama tahap pelatihan. Dipilih dari beberapa model pelatihan dalam *backpropagation* yaitu *gradient descent* dengan *adaptive learning rate* (*trainda*), *gradient descent* dengan *momentum* (*traindm*),

gradient descent dengan *momentum* dan *adaptive learning rate* (*traindx*), serta *resilent backpropagation*.

3) Menentukan besarnya parameter model pelatihan

Parameter yang dipilih berdasarkan model pelatihan yang dipilih atau digunakan. Misal model pelatihan *resilent backpropagation* sehingga parameter yang digunakan yaitu maksimum nilai *epoch* (iterasi), kinerja tujuan, *learning rate*, jumlah *epoch* yang ditujukan, kenaikan bobot, penurunan bobot, perubahan bobot awal, maksimum perubahan bobot. Penentuan besarnya nilai parameter menggunakan cara *trial and error* yaitu uji coba dengan melihat *error* terkecil. Misal akan menentukan maksimum *epoch* (iterasi) yang diinginkan dengan nilai *default* yang ditentukan adalah 10 yaitu mengganti nilai maksimum di sekitar nilai default dan memilih nilai maksimum *epoch* dengan *error* terkecil (Kusumadewi, 2004).

c. Tahap penentuan model (Tahap Diagnostik)

Penentuan model dibantu dengan *software Matlab2013b*. Tahap yang dilalui adalah tahap pembentukan model dan tahap pemilihan model terbaik

1) Pembentukan dan pemilihan model

Model dibentuk melalui tahap pelatihan dan pengujian dengan mengubah banyaknya lapisan tersembunyi. Penentuan banyaknya lapisan tersembunyi dilakukan dengan cara *trial and error*. *MAPE*

digunakan untuk mengukur tingkat kehandalan model sedangkan *MSE* untuk mengukur akurasi hasil pembelajaran dari model. Pemilihan model terbaik berdasarkan nilai *MAPE* terkecil dari tahap pelatihan beberapa model yang dibangun.

2) Uji *white noise*

Model terpilih dilakukan evaluasi dengan uji *white noise* melalui pengecekan *error* hasil proses pelatihan. Jika *lag-lag* plot ACF dan PACF dari *error* tidak melebihi selang kepercayaan maka model cocok digunakan untuk peramalan.

d. Tahap peramalan

Dilakukan berdasarkan model terbaik yang terpilih dengan memenuhi tahap diagnostik.

Bentuk umum *output* dari *backpropagation* adalah sebagai berikut (Fausett, 1994:292) :

$$y = f_2(w_{01} + \sum_{j=1}^q w_{j1} \cdot f_1(v_{0j} + \sum_{i=1}^p x_i v_{ij})) \quad (3.14)$$

Dengan fungsi aktivasi didapatkan rumus sebagai berikut,

$$y_t = \left(w_{01} + \sum_{j=1}^q w_{j1} \cdot \left(\frac{1 - e^{-[v_{0j} + \sum_{i=1}^p x_i v_{ij}]}}{1 + e^{-[v_{0j} + \sum_{i=1}^p x_i v_{ij}]}} \right) \right) \quad (3.15)$$

dengan,

y_t : nilai peramalan variabel *output*

w_{01} : bobot bias lapisan tersembunyi ke lapisan *output*

w_{j1} : bobot lapisan tersembunyi ke lapisan *output*

v_{0j} : bobot bias lapisan *input* ke lapisan tersembunyi, $j = 1, 2, \dots, q$

v_{ij} : bobot lapisan *input* ke lapisan tersembunyi, $i = 1, 2, \dots, p$

- x_i : variabel *input* untuk peramalan
- q : banyak *neuron* lapisan tersembunyi model terbaik
- p : banyaknya variabel *input*
- f_1 : fungsi aktivasi lapisan tersembunyi
- f_2 : fungsi aktivasi lapisan *output*

B. Radial Basis Function Neural Network

1. Model Radial Basis Function

Model *Radial Basis Function Neural Network* terdiri dari tiga lapisan, yaitu lapisan *input* (*input layer*), lapisan tersembunyi (*hidden layer*), dan lapisan *output* (*output layer*). Lapisan *input* menerima suatu vektor *input* \mathbf{x} yang kemudian dibawa ke lapisan tersembunyi yang akan memproses data *input* secara nonlinear dengan fungsi aktivasi. *Output* dari lapisan tersembunyi selanjutnya diproses di lapisan *output* secara linear (Wei *et al*, 2011:65).

Model *Radial Basis Function* (*RBF*) menggunakan fungsi basis sebagai fungsi aktivasi untuk setiap *neuron* pada lapisan tersembunyi. Beberapa fungsi radial basis adalah sebagai berikut (Orr, 1996:9) :

- a. Fungsi multikuadratik

$$\varphi(x) = \frac{\sqrt{\sigma^2 + x^2}}{\sigma} \quad (3.16)$$

- b. Fungsi invers multikuadratik

$$\varphi(x) = \frac{\sigma}{\sqrt{\sigma^2 + x^2}} \quad (3.17)$$

- c. Fungsi Gaussian

$$\varphi(x) = e^{\left(\frac{-x^2}{2\sigma^2}\right)} \quad (3.18)$$

dengan,

x = norm Euclidean antara vektor *input* \mathbf{x} dengan pusat *neuron* tersembunyi

σ : simpangan baku pada *neuron* tersembunyi

μ : nilai pusat pada *neuron* tersembunyi

$$x = \|\mathbf{x} - \mu\|$$

Fungsi aktivasi yang biasa atau umum digunakan dalam RBF adalah fungsi gaussian. Sedangkan pada skripsi ini memilih fungsi aktivasi multikuadratik karena memiliki *global response* pada jarak antara input dengan nilai pusat (Orr, 1996:9).

Pada arsitektur di bawah (Gambar 3.3) terdapat p komponen vektor *input* \mathbf{x} , q buah fungsi *radial basis* sebagai fungsi aktivasi *neuron* tersembunyi dan satu buah *output*. *Output* y yang dihasilkan dari model *RBF* merupakan kombinasi linear dari bobot $\{w_j\}_{j=1}^q$ dengan fungsi aktivasi $\varphi_j(\mathbf{x})$ dan dirumuskan sebagai berikut (Orr, 1996:11) :

$$y = \sum_{j=1}^q w_j \varphi_j(\mathbf{x}) \quad (3.19)$$

dengan,

q : banyak *neuron* lapisan tersembunyi

w_j : bobot dari *neuron* lapisan tersembunyi ke *output*, $j = 1, 2, \dots, q$

$\varphi_j(\mathbf{x})$: fungsi aktivasi *neuron* tersembunyi ke- j

$\mathbf{x} : [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_p]$ yang merupakan vektor *input*

Berdasarkan fungsi basis multikuadratik diperoleh persamaan sebagai berikut :

$$\begin{aligned}\varphi_j(\mathbf{x}) &= \frac{\sqrt{\sigma_j^2 + \|\mathbf{x}_i - \mu_j\|^2}}{\sigma_j} \\ &= \frac{\sqrt{\sigma_j^2 + (\mathbf{x}_1 - \mu_{j1})^2 + (\mathbf{x}_i - \mu_{ji})^2 + (\mathbf{x}_p - \mu_{jq})^2}}{\sigma_j}\end{aligned}\quad (3.20)$$

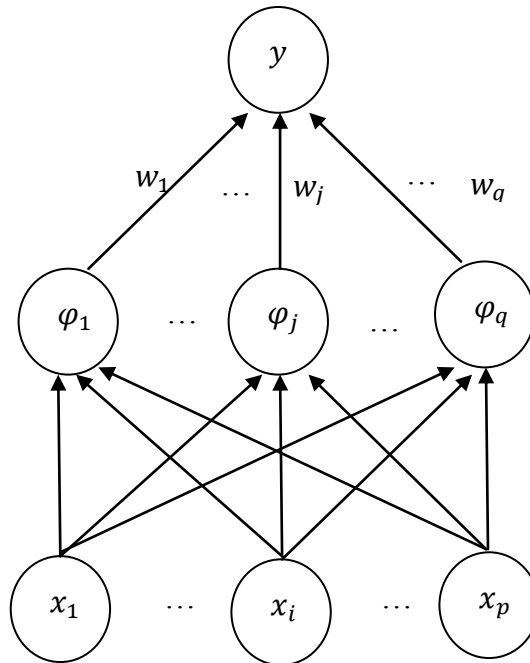
dengan,

\mathbf{x}_i : variabel *input* dengan $i = 1, 2, \dots, p$

μ_j : nilai pusat pada *neuron* tersembunyi ke- j , $j = 1, 2, \dots, q$

σ_j : simpangan baku *neuron* tersembunyi ke- j , $j = 1, 2, \dots, q$

Sedangkan arsitektur *RBF* dapat dilihat pada gambar berikut :



(Sumber: Orr,1996:10)

Gambar 3.3 Arsitektur *RBF* dengan *single layer* pada lapisan tersembunyi

Salah satu ciri model *RFB* adalah pada fungsi aktivasi yang dalam perhitungannya membutuhkan nilai pusat dan varians *neuron* tersembunyi. Data *input* dikelompokkan menjadi beberapa kelompok

atau kluster sehingga nilai pusat dan varians setiap kluster dapat dihitung. Dengan pusat kluster adalah rata-rata (*means*) kluster tersebut. Salah satu cara untuk mendapatkan nilai pusat dan varians adalah menggunakan metode *K-means*.

Algoritma model *K-means* adalah sebagai berikut (Johnson & Winchern, 2007: 696) :

- a. Tentukan k kluster dengan k nilai pusat.
- b. Tempatkan setiap objek pada kelompok yang mempunyai jarak terdekat dengan pusat, hitung kembali nilai pusat baru.
- c. Ulangi langkah ke 2 sampai nilai pusat lama sama dengan nilai pusat baru.

2. Estimasi Bobot menggunakan Metode Kuadrat Terkecil (*Least Square*)

Desain RBF *Neural Network* membentuk pemetaan nonlinear dari variabel *input* ke lapisan tersembunyi dan pemetaan lapisan tersembunyi ke lapisan *output*. Oleh karena itu model RBF melakukan optimasi hanya pada lapisan *output* yang dapat dilakukan dengan metode kuadrat terkecil (*least square*).

Metode kuadrat terkecil jika diterapkan pada analisis regresi bertujuan untuk memudahkan menyelesaikan masalah optimasi. Pada skripsi ini metode kuadrat terkecil digunakan untuk menentukan nilai bobot dengan nilai *error* minimum. Pada metode ini dikenal dengan istilah *training set* yang memuat elemen-elemen pasangan nilai-nilai dari variabel *input* dan

variabel *output*. Model linear yang digunakan adalah $y = \sum_{j=1}^q w_j \varphi_j(x)$ dan *training set* $\{(x_i, \hat{y}_i)\}_{i=1}^n$ maka prinsip kuadrat terkecil adalah meminimalkan jumlah kuadrat kesalahan (*sum square error* (SSE)) :

$$SSE = \sum_{i=1}^n (y - \hat{y}_i)^2 \quad (3.21)$$

dengan,

\hat{y}_i : nilai peramalan variabel *output* ke- i

y : nilai variabel *output* ke- i

n : banyak pengamatan

$$y = \sum_{j=1}^q w_j \varphi_j(x)$$

Kemudian akan ditentukan nilai optimum untuk bobot ke- j . pertama diturunkan fungsi SSE menjadi :

$$\frac{\partial S}{\partial w_j} = 2 \sum_{i=1}^n (y - \hat{y}_i) \frac{\partial y}{\partial w_j} \quad (3.22)$$

Berdasarkan persamaan (3.19) diperoleh :

$$\frac{\partial y}{\partial w_j} = \varphi_j(x) \quad (3.23)$$

Selanjutnya hasil persamaan (3.23) disubstitusi ke persamaan (3.22) dan disamadengankan nol, sehingga diperoleh :

$$2 \sum_{i=1}^n (y - \hat{y}_i) \varphi_j(x_i) = 0 \quad (3.24)$$

$$\sum_{i=1}^n y \varphi_j(x_i) = \sum_{i=1}^n \hat{y}_i \varphi_j(x_i) \quad (3.25)$$

Karena $j = 1, 2, \dots, q$ maka diperoleh q persamaan seperti persamaan (3.25) untuk menentukan q bobot. Untuk memperoleh penyelesaian tunggal, persamaan (3.25) ditulis dengan notasi vektor, maka menjadi :

$$\varphi_j^T y = \varphi_j^T \hat{y} \quad (3.26)$$

dimana,

$$\varphi_j = \begin{bmatrix} \varphi_j(x_1) \\ \varphi_j(x_2) \\ \vdots \\ \varphi_j(x_n) \end{bmatrix}, y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix}, \hat{y} = \begin{bmatrix} \hat{y}_1 \\ \hat{y}_2 \\ \vdots \\ \hat{y}_n \end{bmatrix}$$

Karena ada q persamaan untuk setiap nilai j , maka persamaan (3.26)

dapat ditulis sebagai berikut :

$$\begin{bmatrix} \varphi_1^T y \\ \varphi_2^T y \\ \vdots \\ \varphi_q^T y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \varphi_1^T \hat{y} \\ \varphi_2^T \hat{y} \\ \vdots \\ \varphi_q^T \hat{y} \end{bmatrix}$$

Menggunakan hukum perkalian vektor, persamaan di atas dapat ditulis menjadi:

$$\Phi^T y = \Phi^T \hat{y} \quad (3.27)$$

dengan,

$$\Phi = [\varphi_1 \quad \varphi_2 \quad \cdots \quad \varphi_q]$$

$$\Phi = \begin{bmatrix} \varphi_1(x_1) & \varphi_2(x_1) & \cdots & \varphi_q(x_1) \\ \varphi_1(x_2) & \varphi_2(x_2) & \cdots & \varphi_q(x_2) \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ \varphi_1(x_n) & \varphi_2(x_n) & \cdots & \varphi_q(x_n) \end{bmatrix}$$

Matriks Φ disebut matriks desain. Komponen ke- i dari y ketika bobot pada nilai optimum adalah (Howlett&Jain, 2001:4) :

$$y = \sum_{j=1}^q w_j \varphi_j(x) = \bar{\varphi}_i^T \hat{w} \quad (3.28)$$

dimana,

$$\bar{\varphi}_i = \begin{bmatrix} \varphi_1(x_n) \\ \varphi_2(x_n) \\ \vdots \\ \varphi_q(x_n) \end{bmatrix}$$

Akibatnya φ_j adalah salah satu kolom dari Φ dan $\bar{\varphi}_i^T$ adalah salah satu baris dari Φ . Oleh karena itu, berdasarkan persamaan (3.28) diperoleh :

$$\begin{aligned} \Phi^T \hat{y} &= \Phi^T y \\ \Phi^T \hat{y} &= \Phi^T \Phi \hat{w} \end{aligned} \quad (3.29)$$

Jika nilai *invers* dari $\Phi^T \Phi$ dapat ditentukan, maka nilai bobot optimum dapat dicari dengan persamaan berikut :

$$\hat{w} = (\Phi^T \Phi)^{-1} \Phi^T \hat{y} \quad (3.30)$$

$$\hat{w} = A^{-1} \Phi^T \hat{y} \quad (3.31)$$

Pada beberapa kasus nilai *invers* dari $\Phi^T \Phi$ tidak dapat ditentukan karena $\Phi^T \Phi$ merupakan matrik singular. Untuk menyelesaikan masalah matrik singular ini digunakan *weigh-decay* atau sama dengan *ridge regression*. *Ridge regression* memiliki dua bentuk yaitu *global ridge* dengan parameter tunggal untuk semua fungsi aktivasi dan *local ridge* dengan q parameter untuk q fungsi aktivasi. Pada skripsi ini akan digunakan metode *global ridge* untuk menentukan parameter regulasi. Selain karena proses pengerjaanya sederhana, metode *global ridge* menghasilkan *error* yang lebih kecil dibandingkan metode *local ridge*.

Metode Global Ridge-Regression

Metode *global ridge regression* diperlukan untuk mengestimasi bobot. Dengan proses dari metode ini adalah dengan menambahkan parameter

regulasi yang bernilai positif pada SSE sehingga diperoleh fungsi (Orr, 1996:21) :

$$C = \sum_{i=1}^n (y - \hat{y}_i)^2 + \lambda \sum_{j=1}^q w_j^2 \quad (3.32)$$

dengan,

\hat{y}_i : nilai peramalan variabel *output* ke- i

x_i : vektor *input* ke- i

y : variabel *output*

λ : parameter regulasi

w_j : bobot ke- j dengan $j = 1, 2, \dots, q$

n : banyak pengamatan

Bobot yang optimum diperoleh dengan mendifferensialkan persamaan (3.32) dengan variabel bebas yang ada kemudian ditentukan penyelesaiannya untuk didifferensial sama dengan nol.

$$\begin{aligned} \frac{\partial C}{\partial w_j} &= 2 \sum_{i=1}^n (y - \hat{y}_i) \frac{\partial y}{\partial w_j} + 2\lambda w_j \\ &= \sum_{i=1}^n y \frac{\partial y}{\partial w_j} - \sum_{i=1}^n \hat{y}_i \frac{\partial y}{\partial w_j} + \lambda w_j \\ \sum_{i=1}^n y \frac{\partial y}{\partial w_j} - \sum_{i=1}^n \hat{y}_i \frac{\partial y}{\partial w_j} + \lambda w_j &= 0 \\ \sum_{i=1}^n y \frac{\partial y}{\partial w_j} + \lambda w_j &= \sum_{i=1}^n \hat{y}_i \frac{\partial y}{\partial w_j} \end{aligned}$$

Berdasarkan persamaan (3.23), persamaan di atas menjadi :

$$\sum_{i=1}^n y \varphi_j(x_n) + \lambda w_j = \sum_{i=1}^n \hat{y}_i \varphi_j(x_n)$$

Dan dalam notasi vektor adalah sebagai berikut :

$$\varphi_j^T y + \lambda \hat{w}_j = \varphi_j^T \hat{y} \quad (3.33)$$

$$\begin{bmatrix} \varphi_1^T y \\ \varphi_2^T y \\ \vdots \\ \varphi_q^T y \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \lambda \hat{w}_1 \\ \lambda \hat{w}_2 \\ \vdots \\ \lambda \hat{w}_q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \varphi_1^T \hat{y} \\ \varphi_2^T \hat{y} \\ \vdots \\ \varphi_q^T \hat{y} \end{bmatrix}$$

$$\Phi^T y + \lambda \hat{w} = \Phi^T \hat{y} \quad (3.34)$$

dengan,

λ : parameter regulasi

\hat{w} : vektor peramalan bobot

\hat{y} : vektor peramalan nilai *output*

Berdasarkan definisi-definisi yang telah disebutkan di atas diperoleh persamaan sebagai berikut (Orr, 1996:21) :

$$\begin{aligned} \Phi^T \hat{y} &= \Phi^T y + \lambda \hat{w} \\ &= \Phi^T \Phi \hat{w} + \lambda \hat{w} \\ &= (\Phi^T \Phi + \lambda I_q) \hat{w} \end{aligned} \quad (3.35)$$

dimana I_q adalah matriks identitas berukuran $q \times q$. Jadi diperoleh persamaan normal untuk peramalan bobot adalah sebagai berikut :

$$\hat{w} = (\Phi^T \Phi + \lambda I_q)^{-1} \Phi^T \hat{y} \quad (3.36)$$

3. Pembentukan Model RBF dengan Pemrograman *Matlab*

Menjadi hal yang sangat penting menentukan bagaimana bentuk jaringan RBF yang optimum untuk menghasilkan *error* minimum. Pada proses pembentukan model ini digunakan program Matlab. Program utama yang dijalankan adalah **rbfDesign** dan **globalRidge** (Lampiran 5 dan 6). Program **rbfDesign** digunakan untuk membangkitkan matriks desain untuk *RBF Neural Network* dengan variabel *input*, pusat dan nilai

varians fungsi aktivasi, dan tipe fungsi. Program **rbfDesign** sebagai berikut:

$$H = \text{rbfDesign}(X, C, R, \text{options})$$

dimana,

H : matriks desain

$X : [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_p]$ yang merupakan vektor *input*

$C : [c_1 \ c_2 \ \dots \ c_q]$ adalah titik pusat neuron tersembunyi

$R : [r_1 \ r_2 \ \dots \ r_q]$ adalah nilai varians neuron tersembunyi

options : tipe *RBF*

Tipe *RBF* yang digunakan pada skripsi ini adalah fungsi multikuadratik dan dituliskan ‘**b**’ yaitu ditambahkan *neuron* bias pada jaringan yaitu matrik Φ .

Program **globalRidge** bertujuan untuk menentukan bobot optimum.

Pemanggilan program `globalRidge` adalah:

$$\text{lamb} = \text{globalRidge}(H, Y, l)$$

dimana,

H : matriks desain

Y : vektor *input*

l : dugaan nilai parameter regulasi positif λ dengan default 0,5

Berdasarkan program **rbfDesign**, adanya penambahan *neuron* bias menyebabkan adanya bobot bias. Bobot bias akan ditambahkan pada kombinasi linier fungsi *output*.

4. Prosedur Pembentukan Model *RBF*

Berdasarkan uraian di atas, dapat disusun suatu prosedur pembentukan model *RBF* pada deret berkala sebagai berikut :

a. Identifikasi model

Identifikasi model bertujuan untuk menentukan banyak *neuron input* pada struktur jaringan *RBF*. Penentuan *input* dilakukan dengan melihat *lag-lag* yang signifikan pada plot *ACF*.

b. Menentukan nilai pusat dan varians

Nilai pusat dan varians ditentukan menggunakan metode *K-means*. Metode *K-means* mengelompokkan data *input* menjadi beberapa kelompok atau kluster sehingga nilai pusat dan varians setiap kluster dapat dihitung. Banyak kluster menentukan banyak *neuron* tersembunyi pada jaringan.

c. Pembagian data

Pada proses ini data dibagi menjadi dua bagian yaitu data *training* dan data *testing*. Beberapa komposisi data *training* dan data *testing* yang sering digunakan masing-masing 80% dan 20%, 75% dan 25%, 60% dan 40%, dan sebagainya (Anugerah, 2007:23).

d. Menentukan jaringan yang optimum

Menentukan jaringan yang optimum dilakukan dengan menentukan banyak *neuron* tersembunyi dan eliminasi *input* yang akan membentuk sebuah model terbaik. Model terbaik ditentukan dengan cara *trial and error* terhadap beberapa macam arsitektur yang

mungkin dengan menggunakan fungsi aktivasi multikuadratik. Penentuan model terbaik juga dilakukan dengan memperhatikan nilai *MAPE* dan *MSE* terkecil. Pada proses ini, dengan menggunakan metode kuadrat terkecil (*Least Square*) dan *Global Ridge Regression* diperoleh pula nilai-nilai bobot.

e. Uji kesesuaian model (Tahap Diagnostik)

Model dianggap baik jika residual dari hasil pembelajaran data *training* bersifat acak yang artinya *white noise* terpenuhi. Pengecekan ini dapat dilihat dari plot ACF atau PACF residual yang dihasilkan. Pada tahap ini jika residual tidak *white noise* maka model tidak sesuai atau bisa dikatakan model tidak bisa digunakan.

f. Peramalan

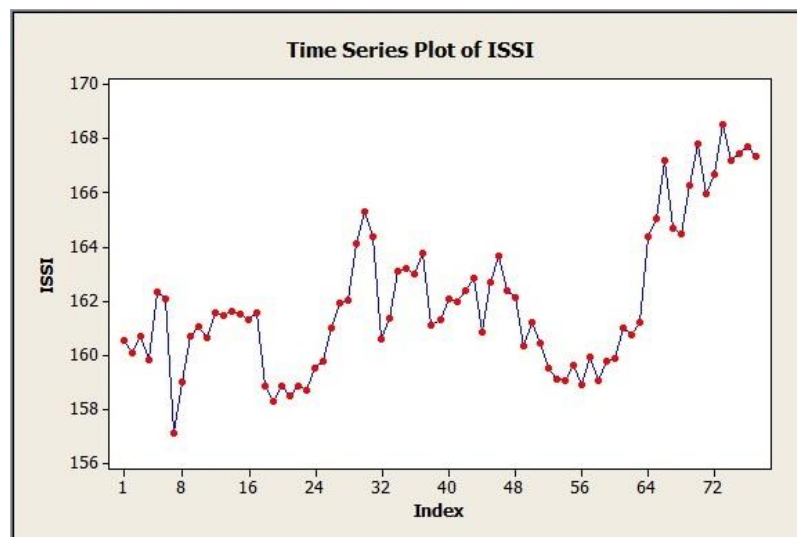
Langkah terakhir adalah peramalan dengan melakukan perhitungan menggunakan fungsi output.

C. Aplikasi Model *Backpropagation* dan Model *Radial Basis Function* pada *Neural Network* untuk peramalan Indeks Saham Syariah Indonesia

Model *Backpropagation* dan model *Radial Basis Function* adalah dua model NN yang dapat digunakan untuk peramalan data deret berkala. Pada skripsi ini aplikasi model *Backpropagation* dan *Radial Basis Function* diterapkan untuk meramalkan Indeks Saham Syariah di Indonesia (ISSI).

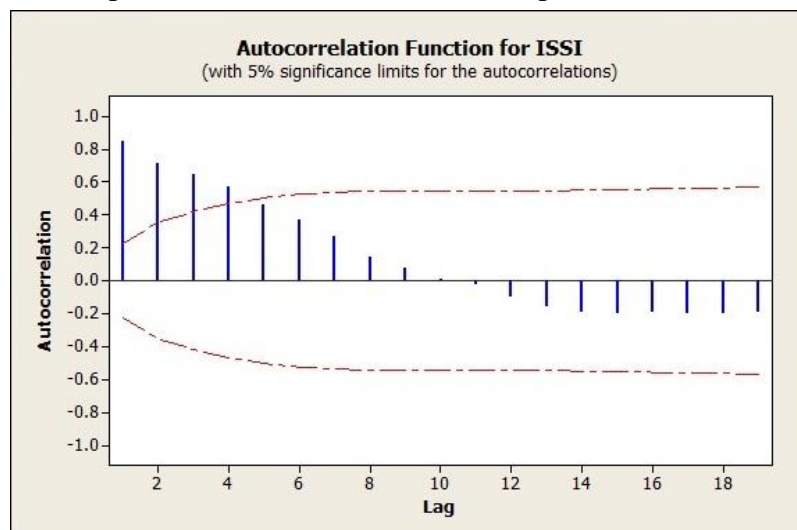
Data Indeks Saham Syariah Indonesia merupakan data deret berkala, dapat dilihat pada Lampiran 1. Data ini diperoleh dari BEI yang merupakan data harian dari bulan April 2014 sampai dengan Juli 2014. Banyak data ini

adalah 77 data *close*. Berdasarkan Gambar 3.4 dapat dilihat bahwa data cenderung nonlinear. Data mengalami peningkatan pada periode 30 tanggal 16 Mei 2014 dan lonjakan tajam terjadi pada periode 66 tanggal 10 Juli 2014. Data *close* yang keluar pada ISSI mengalami peningkatan dari bulan April ke bulan berikutnya dan meningkat tajam pada bulan Juli 2014. Berikut adalah plot data deret berkala dari ISSI :



Gambar 3.4 Plot data *close* ISSI bulan April-Juli 2014

Berikut adalah plot ACF data *close* ISSI bulan April-Juli 2014 :



Gambar 3.5 Plot ACF data *close* ISSI bulan April-Juli 2014

1. Hasil Peramalan Model *Backpropagation*

Berdasarkan prosedur pembentukan model *Backpropagation* berikut adalah aplikasi model *Backpropagation* pada peramalan data *close* ISSI.

a. Tahap awal

1) Penentuan variabel *input* dan target

Variabel *input* diperoleh dengan melihat plot autokorelasi data *close* ISSI yaitu melihat *lag-lag* signifikan pada fungsi autokorelasi. Pada Gambar 3.5 di bawah *lag-lag* yang signifikan dalam plot ACF terlihat pada *lag-1*, *lag-2*, *lag-3* dan *lag-4*, sehingga diperoleh variabel *input* data y_{t-1} , y_{t-2} , y_{t-3} dan y_{t-4} . Variabel target dipilih dari data asli ISSI.

2) Pembagian data

Data yang terdiri dari data *input* dan target dibagi menjadi data pelatihan dan pengujian. Presentase data pelatihan dipilih 70% atau sebanyak 54 data dari jumlah data keseluruhan yaitu 77 data dan data pengujian dipilih sebesar 30% atau sebanyak 23 data.

b. Tahap pembentukan jaringan

1) Penentuan fungsi aktivasi

Pada skripsi ini dipilih fungsi aktivasi antara lapisan input dan lapisan tersembunyi dipilih fungsi *sigmoid bipolar* (*tansig*). Pada lapisan tersembunyi ke lapisan *output* dipilih fungsi aktivasi linier (*purelin*).

2) Penentuan model pelatihan

Dipilih salah satu model pelatihan dalam *backpropagation* yaitu *gradient descent* dengan *momentum* dan *adaptive learning rate* (*traindx*).

3) Menentukan besarnya parameter model pelatihan

Parameter yang dipilih berdasarkan model pelatihan yang dipilih atau digunakan. Maksimum nilai *epoch* (iterasi) dipilih 2000.

Kinerja tujuan (*goal*) dipilih 0,001. Besar *learning rate* dipilih 0,9, dan Momentum 0,1 berdasarkan *trial and error*.

c. Tahap penentuan model (Tahap Diagnostik)

1) Pembentukan dan pemilihan model

Model dibentuk melalui tahap pelatihan dan pengujian dengan mengubah jumlah lapisan tersembunyi. Pemilihan model berdasarkan nilai *MAPE* terkecil dari tahap pelatihan beberapa model yang dibangun.

Tabel 3.1. Nilai *MAPE* dan *MSE neuron* tersembunyi *training BP*

| Pembelajaran | Banyak <i>neuron</i> tersembunyi | MAPE % | MSE |
|----------------|----------------------------------|--------|-------|
| <i>traindx</i> | Lapisan 1 | 0,019 | 1,595 |
| | Lapisan 2 | 0,035 | 2,412 |
| | Lapisan 3 | 0,035 | 1,608 |
| | Lapisan 4 | 0,025 | 0,526 |
| | Lapisan 5 | 0,023 | 0,660 |
| | Lapisan 6 | 0,024 | 0,349 |
| | Lapisan 7 | 0,019 | 0,356 |
| | Lapisan 8 | 0,018 | 0,145 |
| | Lapisan 9 | 0,022 | 0,179 |
| | Lapisan 10 | 0,027 | 0,142 |

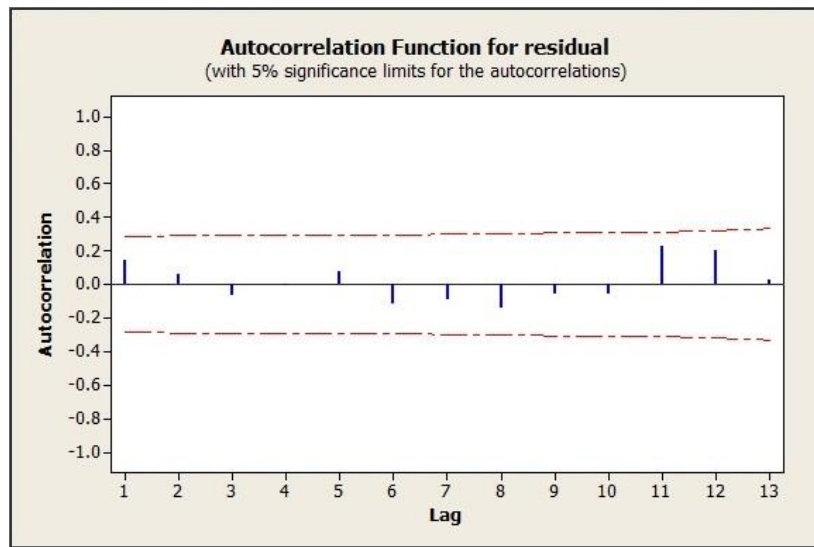
Tabel 3.2. Nilai *MAPE* dan *MSE neuron* tersembunyi *testing BP*

| Model Pembelajaran | Banyak <i>neuron</i> tersembunyi | MAPE % | MSE |
|--------------------|----------------------------------|--------|--------|
| <i>traindx</i> | Lapisan 1 | 1,221 | 9,426 |
| | Lapisan 2 | 1,406 | 13,196 |
| | Lapisan 3 | 1,268 | 9,552 |
| | Lapisan 4 | 1,039 | 8,249 |
| | Lapisan 5 | 0,066 | 5,001 |
| | Lapisan 6 | 0,756 | 13,501 |
| | Lapisan 7 | 0,757 | 9,161 |
| | Lapisan 8 | 0,880 | 13,938 |
| | Lapisan 9 | 0,332 | 10,877 |
| | Lapisan 10 | 0,228 | 27,240 |

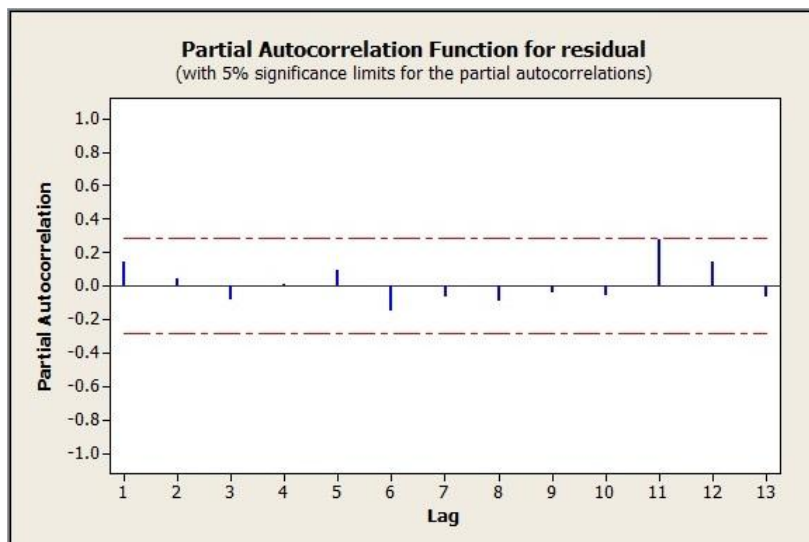
Pada tabel 3.1 terlihat bahwa *MAPE* dan *MSE* terkecil beragam artinya bahwa tidak menunjuk pada banyak lapisan tertentu. Sedangkan table 3.2 terlihat bahwa *MAPE* dan *MSE* terkecil pada 5 neuron. Sehingga berdasarkan *trial and error* dapat dipilih banyaknya *neuron* pada lapisan tersembunyi adalah 5 dan dapat dikatakan jaringan yang akan dibentuk adalah arsitektur 4 *input* dan jumlah lapisan tersembunyi sebanyak 5 *neuron*.

2) Uji *white noise*

Langkah selanjutnya adalah pengecekan *error* pada model tersebut. Pada gambar 3.6 terlihat bahwa tidak ada *lag* yang melebihi batas atau dapat dikatakan tidak ada *lag* yang signifikan artinya *error* sudah *white noise*.



Gambar 3.6 Plot ACF residual data *training* model *backpropagation*

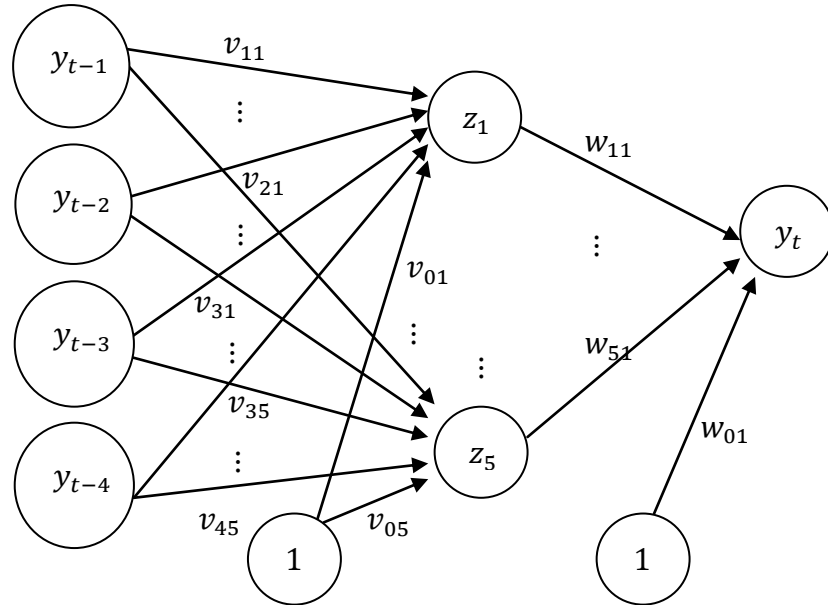


Gambar 3.7 Plot PACF residual data *training* model *backpropagation*

Sehingga model *backpropagation* dengan arsitektur 4 *input* dan 5 *neuron* dapat digunakan untuk meramalkan data *close* ISSI dengan nilai *MAPE* pada data *training* 0,023% dan data *testing* 0,066%.

Sehingga model yang terbentuk dapat digunakan untuk meramalkan data ISSI.

Arsitektur dari *Backpropagation* dengan 4 *input* dan 5 *neuron* tersembunyi dan 1 *output* dapat dilihat pada Gambar 3.8 berikut :



Gambar 3.8 Arsitektur *Backpropagation* dengan 4 *input* dan 5 *neuron* tersembunyi dan 1 *output*

Berdasarkan arsitektur di atas model *backpropagation* yang terbentuk adalah (persamaan 3.15):

$$y_t = \left(w_{01} + \sum_{j=1}^5 w_{j1} \cdot \left(\frac{1 - e^{-[v_{0j} + \sum_{i=1}^4 x_i v_{ij}]}}{1 + e^{-[v_{0j} + \sum_{i=1}^4 x_i v_{ij}]}} \right) \right)$$

w_{01} : [-0,405]

w_{j1} : [-0,720 -0,480 -0,826 -0,141 -0,485]

v_{0j} : [-2,078 -1,022 -0,036 1,028 2,066]

v_{ij} : [0,671 0,081 0,546 -0,147; 0,330 0,376 -0,193 0,691; ...;
0,112 0,268 -0,674 -0,471]

x_i : [3,478; 3,688; 3,557; 3,387]

d. Tahap peramalan

Dilakukan berdasarkan model terbaik yang terpilih dengan memenuhi tahap diagnostik. Diketahui *input* $y_{t-1} = 167,342$, $y_{t-2} = 167,708$, $y_{t-3} = 167,477$, dan $y_{t-4} = 167,183$ selanjutnya *input* dinormalisasikan menjadi $y_{t-1} = 3,478$, $y_{t-2} = 3,688$, $y_{t-3} = 3,557$, dan $y_{t-4} = 3,387$. Diperoleh hasil dari model *backpropagation* sebagai berikut.

Perhitungan pada lapisan *input* ke lapisan *hidden*

$$\begin{aligned} x_1 \cdot v_{11} &= [3,478 \cdot 0,671] [3,478 \cdot 0,330] [3,478 \cdot -0,101] \\ &\quad [3,478 \cdot 0,678] [3,478 \cdot 0,112] \\ &\quad \vdots \\ x_4 \cdot v_{45} &= [3,387 \cdot -0,147]; [3,387 \cdot 0,691]; [3,387 \cdot -0,198]; \\ &\quad [3,387 \cdot -0,215]; [3,387 \cdot -0,471] \end{aligned}$$

diperoleh,

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^4 x_i v_{ij} &= x_1 \cdot v_{11} + x_2 \cdot v_{21} + x_3 \cdot v_{31} + x_4 \cdot v_{41} \\ &= 2,334 + 0,298 + 1,943 - 0,497 = 4,078 \\ &\quad \vdots \\ \sum_{i=1}^4 x_i v_{ij} &= x_1 \cdot v_{15} + x_2 \cdot v_{25} + x_3 \cdot v_{35} + x_4 \cdot v_{45} \\ &= 0,391 + 0,988 - 2,398 - 1,594 = -2,614 \\ v_{01} + \sum_{i=1}^4 x_i v_{11} &= -2,078 + 4,078 = 2,00 \\ &\quad \vdots \end{aligned}$$

$$v_{05} + \sum_{i=1}^4 x_4 v_{45} = 2,066 - 2,614 = -0,548$$

Perhitungan pada lapisan *hidden* ke lapisan *output*

$$w_1 \cdot \left(\frac{1 - e^{-[v_{0j} + \sum_{i=1}^4 x_i v_{ij}]}}{1 + e^{-[v_{0j} + \sum_{i=1}^4 x_i v_{ij}]}} \right) = -0,720 \cdot \left(\frac{1 - e^{-(2,00)}}{1 + e^{-(2,00)}} \right) = -0,548$$

⋮

$$w_5 \cdot \left(\frac{1 - e^{-[v_{0j} + \sum_{i=1}^4 x_i v_{ij}]}}{1 + e^{-[v_{0j} + \sum_{i=1}^4 x_i v_{ij}]}} \right) = -0,485 \cdot \left(\frac{1 - e^{-(-0,548)}}{1 + e^{-(-0,548)}} \right) = 0,130$$

Sehingga diperoleh angka peramalannya

$$\begin{aligned} y_t &= -0,405 - 0,548 - 0,441 + 0,814 - 0,026 + 0,130 \\ &= -0,477 \end{aligned}$$

Angka tersebut masih dalam bentuk normalisasi sehingga perlu didenormalisasikan (Lampiran 9 halaman 127). Hasilnya adalah 160,359 yang merupakan angka pada periode 78 atau tanggal 26 Juli 2014. Untuk perhitungan selanjutnya dapat dilihat pada Lampiran 7.

2. Hasil Peramalan Model Radial Basis Function

Berdasarkan prosedur pembentukan model RBF berikut adalah aplikasi RBF pada peramalan ISSI.

a. Identifikasi model

Gambar 3.5 di atas merupakan plot ACF data *close* ISSI untuk melihat *lag-lag* yang signifikan. Berdasarkan plot ACF pada gambar diperoleh *lag* yang signifikan pada *lag-1*, *lag-2*, *lag-3*, dan *lag-4*. Dengan demikian diperoleh variabel input yaitu $y_{t-1}, y_{t-2}, y_{t-3}$, dan y_{t-4} .

b. Menentukan nilai pusat dan varians

Nilai pusat dan varians ditentukan dengan cara *trial and error* menggunakan metode *K-means* (Lampiran 8).

c. Pembagian data

Pada data *close ISSI* dibagi menjadi dua bagian yaitu data *training* dan data *testing*. Pada skripsi ini berdasarkan hasil *trial and error* digunakan komposisi 70% untuk data *training* dan 30% untuk data *testing*. Dari data yang ada dengan jumlah 77 data, 54 untuk data *training* dan sisanya 23 untuk data *testing*.

d. Menentukan jaringan yang optimum

Sebagai langkah awal adalah menentukan banyak *neuron* tersembunyi. Nilai *MAPE* dan *MSE* hasil pengolahan program **rbfDesign** dan **globalRidge** dapat dilihat pada Tabel 3.3 dan 3.4 berikut :

Tabel 3.3. Nilai *MAPE* dan *MSE neuron* tersembunyi data *training RBF*

| | MAPE (%) | MSE |
|-------------------|-----------------|------------|
| 2 kluster | 0,73 | 2,143 |
| 3 kluster | 0,69 | 2,044 |
| 4 kluster | 0,59 | 1,702 |
| 5 kluster | 0,55 | 1,548 |
| 6 kluster | 0,57 | 1,643 |
| 7 kluster | 0,54 | 1,544 |
| 8 kluster | 0,53 | 1,535 |
| 9 kluster | 0,52 | 1,391 |
| 10 kluster | 0,52 | 1,379 |

Tabel 3.4. Nilai *MAPE* dan *MSE neuron* tersembunyi data *testing RBF*

| | MAPE (%) | MSE |
|-------------------|-----------------|------------|
| 2 kluster | 0,16 | 11,05 |
| 3 kluster | 0,27 | 32,43 |
| 4 kluster | 0,19 | 17,07 |
| 5 kluster | 0,28 | 38,57 |
| 6 kluster | 0,19 | 16,40 |
| 7 kluster | 0,20 | 18,19 |
| 8 kluster | 0,13 | 7,56 |
| 9 kluster | 0,30 | 45,37 |
| 10 kluster | 0,30 | 44,00 |

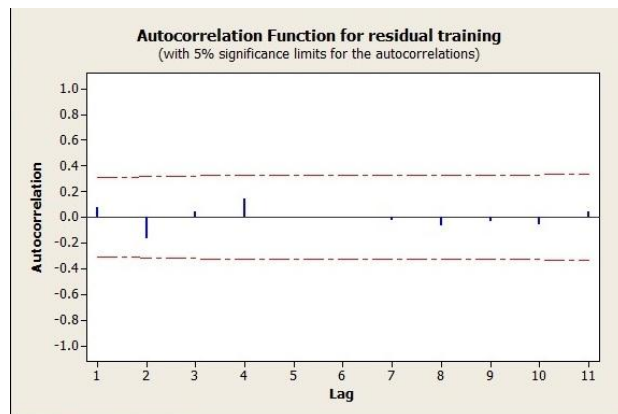
Pada tabel 3.3 dan 3.4 di atas berdasarkan *trial and error* dipilih pada 8 kluster dengan mempertimbangkan nilai data *training* dan data *testing* pada nilai *MAPE* dan *MSE* terkecil . Dengan demikian model RBF yang digunakan untuk peramalan data ISSI dapat dibentuk model dengan arsitektur 4 *input* dengan 8 *neuron* pada lapisan tersembunyi.

Selain terbentuknya model jaringan RBF, pada hasil pembelajaran diperoleh bobot-bobot yang akan digunakan untuk peramalan pada periode berikutnya.

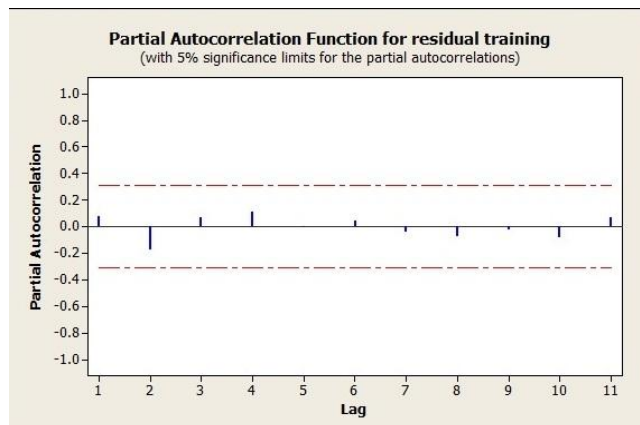
e. Uji kesesuaian model

Setelah mendapatkan model terbaik dengan *input* 4 dan 8 *neuron* pada lapisan tersembunyi, langkah selanjutnya adalah pengecekan *error* pada model tersebut. Plot gambar 3.9 dan 3.10 menunjukkan bahwa tidak ada *lag* yang melebihi batas atau garis kepercayaan baik pada plot ACF maupun PACF. Dengan kata lain tidak ada *lag* yang signifikan yang artinya *error* bersifat random atau *white noise*

terpenuhi. Oleh karena itu model RBF dengan arsitek jaringan 8 *neuron* pada lapisan tersembunyi dan *input* y_{t-1} , y_{t-2} , y_{t-3} , dan y_{t-4} dapat digunakan untuk meramalkan data ISSI. Plot ACF dan PACF dari residual data *training* ditunjukkan sebagai berikut :



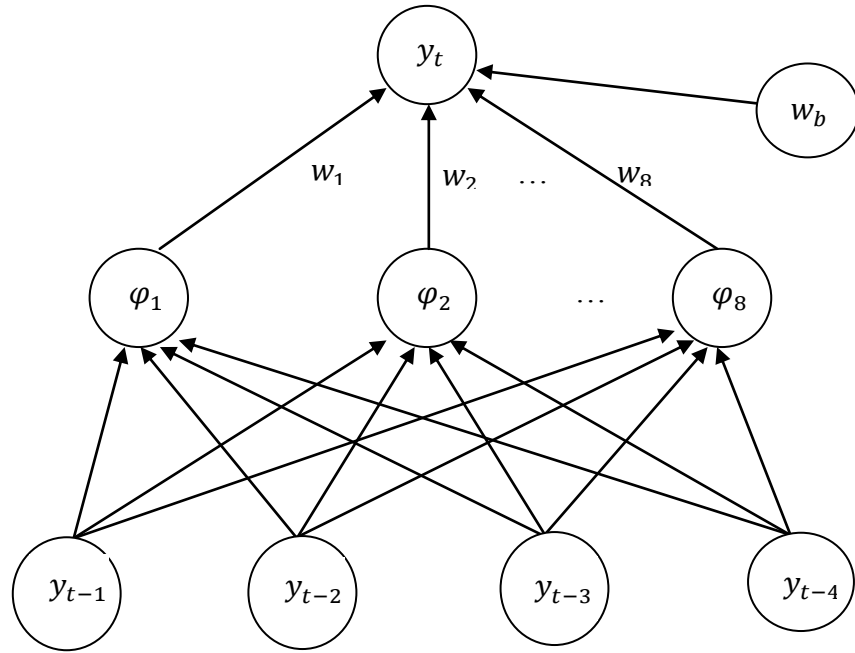
Gambar 3.9 Plot ACF residual data *training*



Gambar 3.10 Plot PACF residual data *training*

Berdasarkan *error* yang dihasilkan yaitu nilai *MAPE* dan *MSE training* adalah 0,53% dan 1,535, nilai *MAPE* dan *MSE testing* adalah 7,564% dan 0,13. Dengan demikian dapat dikatakan model yang sudah terbentuk sesuai dan dapat digunakan untuk meramalkan data *close* ISSI.

Dari hasil pemilihan model dibentuk arsitektur RBF dengan 4 *input* dan 8 *neuron* tersembunyi dan 1 *output* dapat dilihat pada Gambar 3.10 berikut :



Gambar 3.11 Arsitektur RBF dengan 4 *input*, 8 *neuron* tersembunyi, dan 1 *output*

Bersadarkan arsitektur di atas, model RBF yang terbentuk adalah sebagai berikut :

$$y_t = \sum_{j=1}^8 w_j \frac{\sqrt{\sigma_j^2 + \|\mathbf{x}_t - \mu_j\|^2}}{\sigma_j} + w_b \quad (3.37)$$

f. Peramalan

Langkah terakhir adalah peramalan dengan melakukan perhitungan menggunakan fungsi *output* dari hasil arsitektur jaringan terbaik dengan 4 *input*, 8 *neuron* tersembunyi dan 1 *output*. Diketahui *input*

$y_{t-1} = 167,342$, $y_{t-2} = 167,708$, $y_{t-3} = 167,477$, dan $y_{t-4} = 167,183$ masing-masing merupakan data *close* periode 77, 76, 75, 74 (Lampiran 1). Selanjutnya bobot yang diperoleh dari hasil pembelajaran dan digunakan untuk peramalan data close ISSI adalah $w_1 = -6,737$; $w_2 = 2,058$; $w_3 = 6,163$; $w_4 = 1,162$; $w_5 = 8,373$; $w_6 = 0,904$; $w_7 = 1,450$; $w_8 = -17,738$; dan $w_b = 158,635$. Berdasarkan model RBF yang terbentuk maka perhitungan peramalan data close ISSI untuk periode berikutnya (persamaan 3.37):

$$\begin{aligned}
y_t &= \sum_{j=1}^8 w_j \varphi_j(\mathbf{x}) + w_b \\
&= 158,635 - 6,737\varphi_1(\mathbf{x}) + 2,058\varphi_2(\mathbf{x}) + 6,163\varphi_3(\mathbf{x}) \\
&\quad + 1,162\varphi_4(\mathbf{x}) + 8,373\varphi_5(\mathbf{x}) + 0,904\varphi_6(\mathbf{x}) \\
&\quad + 1,450\varphi_7(\mathbf{x}) - 17,738\varphi_8(\mathbf{x}) \\
&= 158,635 - 6,737(3,363) + 2,058(1,093) + 6,163(2,805) \\
&\quad + 1,162(3,395) + 8,373(3,551) + 0,904(8,713) \\
&\quad + 1,450(6,007) - 17,738(2,371) \\
y_t &= 163,628
\end{aligned}$$

Pada perhitungan $\varphi_j(\mathbf{x}), j = 1, 2, \dots, 8; i = t-1, t-2, t-3, t-4$ dijelaskan sebagai berikut :

$$\begin{aligned}
\varphi_1(\mathbf{x}_i) &= \sqrt{\frac{\sigma_j^2 + \|\mathbf{x}_i - \mu_j\|^2}{\sigma_j}} \\
&= \sqrt{\frac{\sigma_1^2 + [(x_{t-1} - \mu_1)^2 + \dots + (x_{t-4} - \mu_1)^2]}{\sigma_1}}
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
&= \sqrt{\frac{3,388^2 + [(167,342 - 161,572)^2 + \dots + (167,183 - 162,995)^2]}{3,388}} \\
&= \sqrt{\frac{3,388^2 + [33,296 + 40,317 + 27,214 + 17,540]}{3,388}} \\
&= \sqrt{\frac{3,388^2 + 118,368}{3,388}} \\
&= 3,363
\end{aligned}$$

Dan seterusnya dapat dilihat pada Lampiran 10.

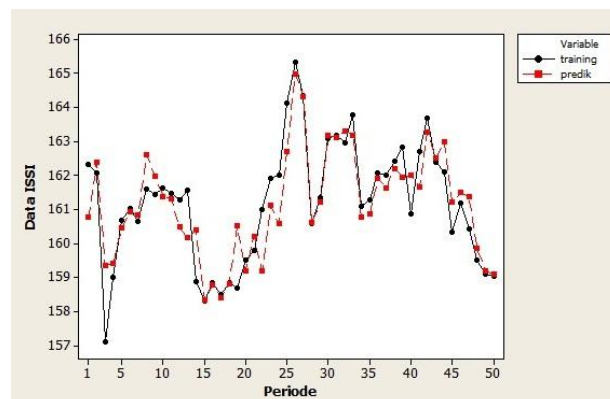
3. Perbandingan Hasil Peramalan

Setelah hasil dari *output* dari masing-masing model diperoleh yang merupakan nilai peramalan maka dapat dilihat model yang lebih baik dari kedua model tersebut.

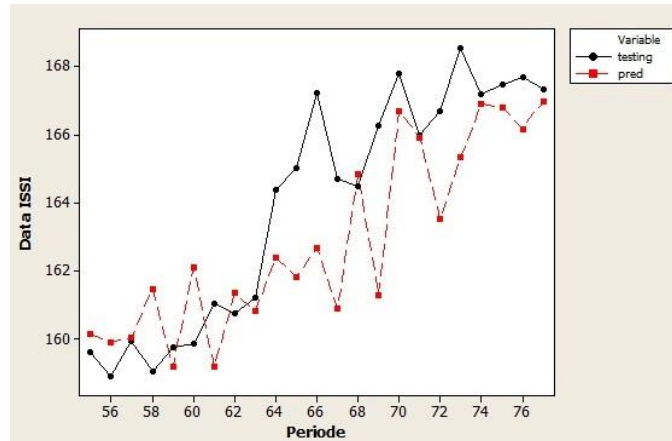
Berdasarkan hasil perhitungan peramalan model *Backpropagation* dan model *Radial Basis Function* diperoleh :

a. Hasil peramalan model *Backpropagation*

Berikut adalah plot aktual dan peramalan pada data *training* dan *testing*.



Gambar 3.12 Plot data aktual dan hasil peramalan data *training*



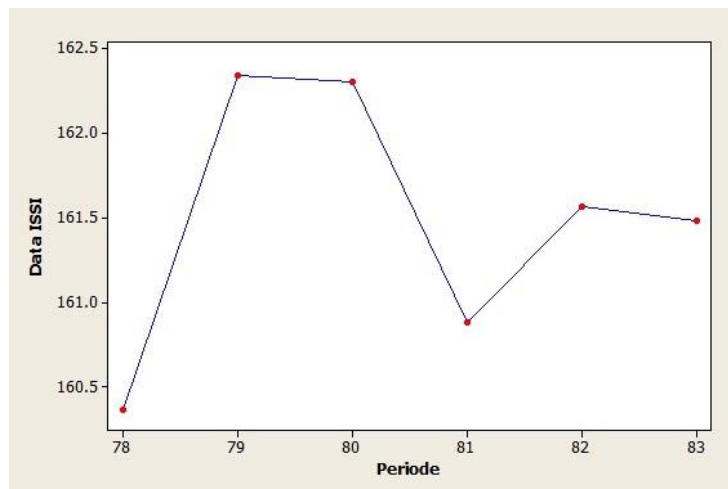
Gambar 3.13 Plot data aktual dan hasil peramalan data *testing*

Hasil dari pembelajaran *backpropagation* diperoleh hasil *MAPE* terbaik pada lapisan tersembunyi sebanyak 5 *neuron* sebesar 0,023% dan *MSE* 0,660. Perhitungan peramalan pada periode-periode berikutnya dapat dilihat pada Lampiran 7 dan berikut merupakan hasil peramalan:

Tabel 3.5. Hasil peramalan *Backpropagation*

| Periode | Hasil peramalan (<i>close</i>) |
|---------|-------------------------------------|
| 78 | 160,359 |
| 79 | 162,345 |
| 80 | 162,306 |
| 81 | 160,879 |
| 82 | 161,563 |
| 83 | 161,483 |

Berikut plot hasil peramalan data *close* ISSI

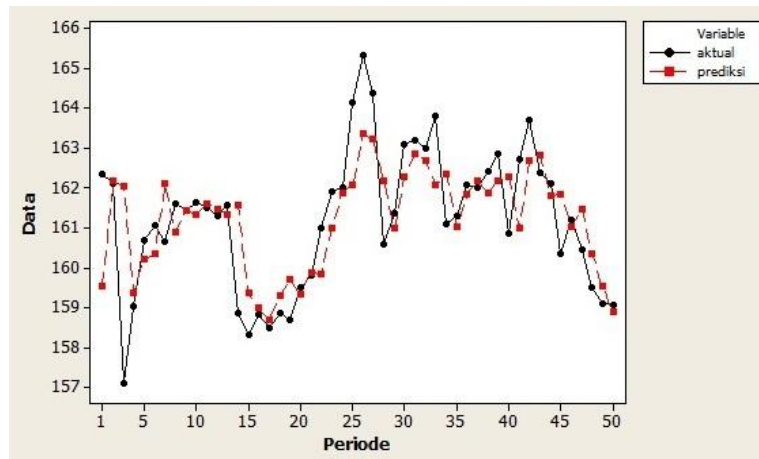


Gambar 3.14 Plot hasil peramalan ISSI periode 78-83

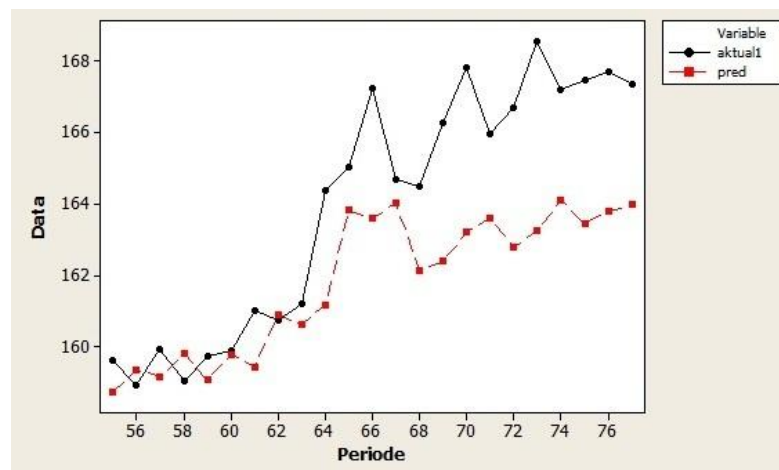
Peramalan pada model *backpropagation* menunjukkan bahwa untuk periode 77 tanggal 25 Juli 2014 di angka 166,994 sedangkan untuk periode 78 atau tanggal 26 Juli 2014 di angka 160,359. Ini menunjukkan adanya penurunan akan tetapi pada periode 79 dan 80 atau tanggal 27 dan 28 Juli 2014 kembali naik di angka 162,345 dan 162,306. Pada data *testing* memperlihatkan bahwa data aktual dengan peramalan cenderung mendekati sedangkan pada data *testing* cenderung berjauhan tidak sama dengan pola fluktuasi data aktual.

b. Hasil peramalan model *Radial Basis Function*

Hasil dari pembelajaran *Radial Basis Function* diperoleh hasil *MAPE* dan *MSE* terbaik pada lapisan tersembunyi sebanyak 8 *neuron* sebesar 0,53% dan 1,535. Berikut adalah plot data aktual dan hasil peramalan data *close* ISSI untuk data *training* dan *testing*.



Gambar 3.15 Plot data aktual dan hasil peramalan data *training*



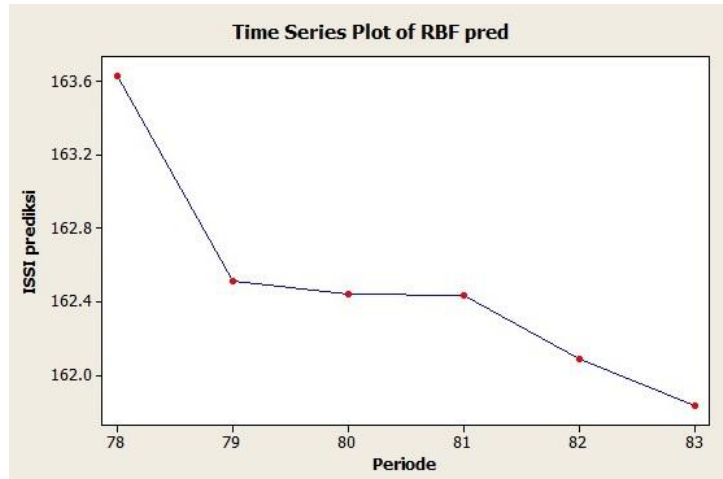
Gambar 3.16 Plot data aktual dan hasil peramalan data *testing*

Perhitungan peramalan (Lampiran 8) pada periode-periode berikutnya dihitung sama dan berikut merupakan hasil peramalan:

Tabel 3.6. Hasil peramalan *RBF*

| Periode | Hasil peramalan (<i>close</i>) |
|---------|-------------------------------------|
| 78 | 163,628 |
| 79 | 162,509 |
| 80 | 162,442 |
| 81 | 162,435 |
| 82 | 162,089 |
| 83 | 161,834 |

Berikut plot hasil peramalan data *close* ISSI



Gambar 3.17 Plot hasil peramalan ISSI periode 78-83

Peramalan pada model *Radial Basis Function* menunjukkan bahwa untuk periode 77 tanggal 25 Juli 2014 di angka 163,968 sedangkan untuk periode 78 atau tanggal 26 Juli 2014 di angka 162,509. Ini menunjukkan adanya penurunan akan tetapi penurunan bisa dikatakan sedikit hingga periode 83 atau sekitar tanggal 31 Juli 2014. Pada data *testing* memperlihatkan bahwa data aktual dengan peramalan cenderung mendekati sedangkan pada data *testing* mulai periode 65 dan seterusnya agak berjauhan akan tetapi pola fluktuasi peramalan hampir sama dengan data aktual.

BAB IV

PENUTUP

A. Kesimpulan

Berdasarkan pembahasan yang telah diuraikan pada bab sebelumnya mengenai model *Backpropagation* dan *Radial Basis Funtion* dan penerapannya pada peramalan Indek Saham Syariah Indonesia, maka dapat diambil kesimpulan sebagai berikut:

1. Prosedur pembentukan model *Backpropagation*

- a. Tahap awal

Penentuan variabel *input* dengan melihat plot ACF atau PACF yang signifikan dan kemudian variabel target. Kemudian data *input* dan data target dibagi menjadi dua bagian yaitu data *training* dan *testing* dengan persentase masing-masing dipilih secara *trial and error*. Data *training* digunakan untuk memperoleh bobot dan bias terbaik pada jaringan. Data *testing* untuk dibandingkan dengan data hasil peramalan.

- b. Tahap pembentukan jaringan

Dipilih fungsi aktivasi yang akan digunakan pada lapisan kedua (*hidden*) dan ketiga (*output*) dan pemilihan model pelatihan seperti *traindx* untuk proses pembelajaran. Selanjutnya penentuan parameter dan beberapa parameter tersebut diantaranya nilai *epoch* (iterasi), kinerja tujuan (*goal*), *learning rate*, dan momentum. Penentuan besarnya nilai parameter menggunakan cara *trial and error*. Penentuan model dibantu dengan *software Matlab2013b*. Pemilihan

model terbaik berdasarkan nilai *MAPE* dan *MSE* terkecil pada *training* dan *testing* dari beberapa model yang dibangun.

c. Tahap penentuan model (Tahap Diagnostik)

Model terpilih dilakukan dengan evaluasi dengan uji *white noise* melalui pengecekan *error* hasil proses pelatihan dengan melihat ACF dan PACF dari *error* tidak melebihi selang kepercayaan maka model cocok digunakan untuk peramalan.

d. Tahap peramalan

Bentuk umum secara matematis dari *backpropagation* dengan fungsi aktivasi pertama *sigmoid bipolar* dan fungsi aktivasi kedua fungsi linear didapatkan rumus sebagai berikut:

$$y_t = \left(w_{01} + \sum_{j=1}^q w_{j1} \cdot \left(\frac{1 - e^{-[v_{0j} + \sum_{i=1}^p x_i v_{ij}]}}{1 + e^{-[v_{0j} + \sum_{i=1}^p x_i v_{ij}]}} \right) \right)$$

dengan,

y_t : nilai peramalan variabel *output*

w_{01} : bobot bias lapisan tersembunyi ke lapisan *output*, $k = 1$

w_{j1} : bobot lapisan tersembunyi ke lapisan *output*

v_{0j} : bobot bias lapisan *input* ke lapisan tersembunyi,

v_{ij} : bobot lapisan *input* ke lapisan tersembunyi, $i = 1, 2, \dots, n$

x_i : variabel *input* untuk peramalan

q : banyak *neuron* lapisan tersembunyi model terbaik

p : banyak variabel *input*

f_1 : fungsi aktivasi lapisan tersembunyi

f_2 : fungsi aktivasi lapisan *output*

2. Prosedur pembentukan model *Radial Basis Function*

a. Identifikasi model

Identifikasi model bertujuan untuk menentukan banyak *neuron input* pada struktur jaringan RBF. Penentuan *input* dilakukan dengan melihat *lag-lag* yang signifikan pada plot ACF.

b. Menentukan nilai pusat dan varians

Nilai pusat dan varians ditentukan menggunakan metode *K-means*.

Metode *K-means* untuk memperoleh nilai pusat dan varians. Banyak kluster menentukan banyak *neuron* tersembunyi pada jaringan.

c. Pembagian data

Pada proses ini data dibagi menjadi dua bagian yaitu data *training* dan data *testing*. Komposisi data *training* dan data *testing* yang akan digunakan masing-masing dipilih secara *trial and error*.

d. Menentukan jaringan yang optimum

Model terbaik ditentukan dengan cara *trial and error* terhadap beberapa macam arsitektur (banyak *neuron* lapisan tersembunyi) yang mungkin dengan menggunakan fungsi aktivasi multikuadratik.

Penentuan model terbaik juga dilakukan dengan memperhatikan nilai *MAPE* dan *MSE* terkecil dari tahap *training* dan *testing*.

e. Uji kesesuaian model (Tahap Diagnostik)

Model dianggap baik jika residual dari hasil pembelajaran data *training* bersifat acak yang artinya *white noise* terpenuhi. Pengecekan ini dapat dilihat dari plot ACF atau PACF residual yang dihasilkan.

f. Peramalan

Bentuk umum secara matematis dari *Radial Basis Function* adalah sebagai berikut :

$$y_t = \sum_{j=1}^8 w_j \frac{\sqrt{\sigma_j^2 + \|\mathbf{x}_t - \mu_j\|^2}}{\sigma_j} + w_b$$

dengan,

y_t : nilai peramalan waktu- t

w_j : bobot dari *neuron* tersembunyi ke *output*, $j = 1, 2, \dots, p$

σ_j : nilai varian pada lapisan tersembunyi ke- j

μ_j : nilai pusat untuk *neuron* tersembunyi ke- j

$\mathbf{x} : [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_n]$ yang merupakan vektor *input*

w_b : bias

3. Hasil Peramalan Indeks Saham Syariah Indonesia (ISSI) dengan model *Backpropagation* dan model *Radial Basis Function*.

a. Peramalan model *Backpropagation*

Diperoleh model terbaik dari hasil *training* dengan nilai *MAPE* 0,023% dan *MSE* 0,660 untuk hasil *testing* dengan nilai *MAPE* 0,066% dan *MSE* 5,001 dengan arsitektur jaringan *input* 4 variabel, 5 lapisan tersembunyi (*hidden layer*) dan 1 *output*. Fungsi aktivasi dipilih *sigmoid bipolar* untuk lapisan *input* ke lapisan tersembunyi dan fungsi *linear* untuk lapisan tersembunyi ke lapisan *output*. Hasil peramalan pada model *backpropagation* untuk periode 78 atau tanggal 26 Juli 2014 di angka 160,359.

b. Peramalan model *Radial Basis Function*

Pada hasil *training* diperoleh *MAPE* dan *MSE* terbaik pada lapisan tersembunyi 8 *neuron* sebesar 0,53% dan 1,535 dengan hasil *testing* 0,13% dan 7,56 sehingga arsitektur jaringan yang digunakan 4 variabel *input*, 8 *neuron* tersembunyi dan 1 *output*. Fungsi aktivasi yang dipilih adalah fungsi multikuadratik dengan pembelajaran menggunakan *Least Square* dan *Global Ridge-Regression*. Hasil peramalan untuk periode 78 atau tanggal 26 Juli 2014 di angka 162,509.

Dari dua model *Neural Network* tersebut, untuk peramalan data ISSI bisa dikatakan model yang terbaik adalah model *Backpropagation* karena nilai *MAPE*nya 0,023% lebih kecil dari model *Radial Basis Function* yaitu 0,53%.

B. Saran

Dalam penulisan skripsi ini penulis hanya membahas mengenai model *Backpropagation* dan *Radial Basis Function* pada peramalan data *close* Indeks Saham Syariah Indonesia. Bagi para pembaca yang berminat menggunakan dua model dari *Neural Network* tersebut untuk diterapkan pada deret berkala maka dapat disarankan untuk:

1. Mengaplikasikan *Backpropagation* dan *Radial Basis Function* pada peramalan yang lain misalnya dalam peramalan penjualan, peramalan volume kendaraan.

2. Menggunakan komposisi pembagian data yang lain sesuai dengan data yang digunakan supaya memperoleh hasil peramalan yang baik, misalnya 80% data *training* dan 20 % data *testing*.
3. Menggunakan nilai-nilai parameter pembelajaran yang lain untuk *Backpropagation* dan pada *Radial Basis Function* menggunakan fungsi aktivasi yang lain.
4. Melakukan pembelajaran jaringan dengan pembelajaran yang lain misalnya *traingda* untuk *Backpropagation* dan pada *Radial Basis Function* menggunakan selain *Global Ridge-Regression* misal *Lokal Ridge-Regression*.

DAFTAR PUSTAKA

- Anugrah P.S.W. (2007). Perbandingan JST Backpropagation dan Metode Deret Waktu Berkala Box-Jenkins (ARIMA) sebagai Metode Peramalan Curah Hujan. *Skripsi*. UNNES.
- Awad M., Pomares H., Rojas I., Salameh O., Hamdon M. (2009). Prediction Times Series using RBF Neural Network : A New Approach of Clustering. *The International Arab Journal of Information Technology*, Vol. 6, No. 2.
- Brodjol Sutijo. (2008). Jaringan Saraf Tiruan Fungsi Radial Basis untuk Pemodelan Data Runtun Waktu. *Desertasi*. UGM.
- Chong, E.K.P., & Zak, S.H. (2001). *An Introduction to Time Series and Forecasting, Second Edition*, New York.
- Demuth, Howard & Beale, Mark. (1992). *Neural Network Toolbox for use with MATLAB*. Hill Drive: The Math Works.
- Fachrudin Pakaja., Agus N., dan Purwanto. (2012). Peramalan Penjualan Mobil Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan & *Certainty Factor*. *Jurnal EECCIS*. Vol.6 No. 1.
- Fajarani Juliaristi. (2014). Peramalan Banyak Kasus Demam Berdarah di D.I.Yogyakarta dengan Model Radial Basis Function Neural Network. *Skripsi*. Universitas Negeri Yogyakarta.
- Fausett, Laurence. (1994). *Fundamental of Neural Network (Arthitectures, Algorithms, and Applications)*. Upper Saddle River, New Jersey: Prentice.
- Hanke, J.E. & Wichern, D.W. (2005). *Bussiness Forecasting, 8 Edition*. New Jersey: Prentice-Hall.
- Haykin S. (2004). *Neural Network_A Comprehensive Foundation*. Second Edition. New Jersey: Prentice-Hall.
- Haykin S. and Yee P. (1999). *Neural Network, A Comprehensive Foundation*. New Jersey: Prentice-Hall.
- Heri Mauridi P & Agus Kurniawan. (2006). *Supervised Neural Networks dan Aplikasinya*. Yogyakarta : Graha Ilmu.
- Howlett, Robert J. & Jain, Lakhmi. (2001). *Radial Basis Function Network 2*. Heidelberg: Springer.
- Hsiao-Tien Pao. (2006). Forecasting Electricity Market Pricing Using Artificial Neural Networks. *Energy Conversion and Management* 48 907–912. Elsevier.

- Hu Yu Hen., & Hwang J., (2001). *Handbook of Neural Network Signal Processing*. New York: CRC press LCC.
- Johnson R. A., & Winchern D.W., (2007). *Applied Multivariate Statistical Analysis, 6th ed.* Upper Saddle River, New Jersey: Pearson.
- Manullang, (1993). *Ekonomi Moneter*. Jakarta: Ghalia Indonesia.
- MATLAB. (2004). *Neural Network Toolbox 7*, version 7.0, Release 2010b. The Mathworks, Inc.
- Montgomery D. C., Jennings C. L., & Kulahci M., (2008). *Introductioan to Time Series Analysis and Forecasting*. New York: WILEY.
- Nurjana Buamona. (2012). Algoritma Backpropagation Adaptive Neural Network Dengan Laju Pembelajaran Optimal Dan Momentum Faktor Pada Peramalan Data Time Series. *Tesis*. UGM.
- Nur'afifah. (2011). Analisis Metode *Backpropagation* untuk Memprediksi Indeks Saham Pada Kelompok Indeks Bisnis-27. *Skripsi*. UIN Syarif Hidayatullah.
- Orr M. J. L., (1996). *Introduction to Radial Basis Function Networks*. Edinburgh: University of Edinburgh.
- Palit, A., K., & Popavic, D. (2005). *Computational Intelligence in Time Series Forecasting*. Glasgow: Springer.
- Peter J. Brockwell, & Ricard A. Davis. (2001). *Introduction to Time Series and Forecasting, Second Edition*. Springer, New York.
- Pino R., Jose P., Alberto G., Paolo P., (2008). Forecasting Next-Day Price Of Electricity In The Spanish Energy Market Using Artificial Neural Networks. *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 21, 53–62. Department of Business Management, University of Oviedo, Spain.
- Riedmiller, M. (1994). Advanced Supervised Learning in Multi-Layer Perceptrons From Backpropagation to Adaptive Learning Algorithms. *Journal. University of Karlsruhe*, Karlsruhe.
- Rivas V. M., Melero J. J., Castillo P. A., Arenas M. G., Castellano J. G. (2004). Evolving RBF Neural Networks for Time-Series Forecasting with EvRBF. *Information Sciences* 165 207–220. Elsvier Inc.
- Rumelhart, D.E., *et al.* (1986). *Learning Internal Representations by Error Propagation*, 313-361.
- Santhanam T., and Subhajini A. C. (2011). An Efficient Weather Forecasting System using Radial Basis Function Neural Network. *Journal of Computer Science* 7 (7): 962-966, ISSN 1549-3636.

- Shaminder Singh. *et all.* (2011). Time Series Based Temperature Prediction Using Backpropagation With Genetic Algorithm Technique. *Journal of computer science issues vol. 8 issue 5.* ISSN 1694-0814.
- Shinta Prajna. (2013). Model *Backpropagation Neural Network* (BPNN) Pada Peramalan Kasus Demam Berdarah di D.I.Yogyakarta. *Skripsi.* UNY.
- Sri Kusumadewi. (2004). *Membangun Jaringan Syaraf Tiruan Menggunakan Matlab dan Excel Link.* Yogyakarta: Graha Ilmu.
- Sri Kusumadewi. (2010). *Neuro-Fuzzy, Integrasi Sistem Fuzzy & Jaringan Syaraf.* Graha Ilmu:Yogyakarta.
- Sri Utami Zuliana. (2012). Penerapan *Global Ridge-Regression* pada Peramalan Data *Time Series* nonlinear Studi kasus: Pemodelan Nilai Tukar US Dollar terhadap Rupiah. *Tesis.* UGM.
- Wei *et al*, (2011). Forecasting Stock Indices Using Radial Basis Function Neural Network Optimized By Artificial Fish Swarm Algorithm. *Knowledge Based System.* 24, 378-385.
- Wei, W.W.S. (2006). *Time Series Analysis Univariate And Multivariate Method. Second Edition.* New York: Pearson Education.
- Yeung D. S., Cloete I., Shi D., Wing W. Y. (1998). *Sensitivity Analysis of Neural Networks.* New York: Springer.
- Zhang P. G. (2004). *Neural Network in Business Forecasting.* New York: Idea Grup Publising.
- <http://www.idx.co.id/id-id/beranda/produkdanlayanan/pasarsyariah.aspx> diakses pukul 11:50 pada tanggal 27 Juli 2014.
- <http://www.duniainvestasi.com/bei/prices/stock> diakses pukul 12:15 pada tanggal 27 juli 2014.

LAMPIRAN

Lampiran 1

Data Indeks Saham Syariah Indonesia

| No | Date | Indeks <i>Close</i> | No | Tanggal | Indeks <i>Close</i> |
|----|------------|---------------------|----|------------|---------------------|
| 1 | 1-04-2014 | 160.562 | 40 | 3-06-2014 | 162.069 |
| 2 | 2-04-2014 | 160.057 | 41 | 4-06-2014 | 161.999 |
| 3 | 3-04-2014 | 160.682 | 42 | 5-06-2014 | 162.41 |
| 4 | 4-04-2014 | 159.819 | 43 | 6-06-2014 | 162.838 |
| 5 | 7-04-2014 | 162.331 | 44 | 9-06-2014 | 160.86 |
| 6 | 8-04-2014 | 162.09 | 45 | 10-06-2014 | 162.717 |
| 7 | 10-04-2014 | 157.086 | 46 | 11-06-2014 | 163.682 |
| 8 | 11-04-2014 | 159.014 | 47 | 12-06-2014 | 162.38 |
| 9 | 14-04-2014 | 160.677 | 48 | 13-06-2014 | 162.111 |
| 10 | 15-04-2014 | 161.041 | 49 | 16-06-2014 | 160.349 |
| 11 | 16-04-2014 | 160.65 | 50 | 17-06-2014 | 161.187 |
| 12 | 17-04-2014 | 161.585 | 51 | 18-06-2014 | 160.437 |
| 13 | 21-04-2014 | 161.439 | 52 | 19-06-2014 | 159.514 |
| 14 | 22-04-2014 | 161.623 | 53 | 20-06-2014 | 159.111 |
| 15 | 23-04-2014 | 161.488 | 54 | 23-06-2014 | 159.049 |
| 16 | 24-04-2014 | 161.291 | 55 | 24-06-2014 | 159.605 |
| 17 | 25-04-2014 | 161.581 | 56 | 25-06-2014 | 158.911 |
| 18 | 28-04-2014 | 158.866 | 57 | 26-06-2014 | 159.921 |
| 19 | 29-04-2014 | 158.305 | 58 | 27-06-2014 | 159.054 |
| 20 | 30-04-2014 | 158.831 | 59 | 30-06-2014 | 159.747 |
| 21 | 2-05-2014 | 158.499 | 60 | 1-07-2014 | 159.882 |
| 22 | 5-05-2014 | 158.854 | 61 | 2-07-2014 | 161.019 |
| 23 | 6-05-2014 | 158.683 | 62 | 3-07-2014 | 160.755 |
| 24 | 7-05-2014 | 159.515 | 63 | 4-07-2014 | 161.204 |
| 25 | 8-05-2014 | 159.789 | 64 | 7-07-2014 | 164.374 |
| 26 | 9-05-2014 | 160.987 | 65 | 8-07-2014 | 165.044 |
| 27 | 12-05-2014 | 161.908 | 66 | 10-07-2014 | 167.225 |
| 28 | 13-05-2014 | 162.008 | 67 | 11-07-2014 | 164.696 |
| 29 | 14-05-2014 | 164.138 | 68 | 14-07-2014 | 164.495 |
| 30 | 16-05-2014 | 165.327 | 69 | 15-07-2014 | 166.267 |
| 31 | 19-05-2014 | 164.366 | 70 | 16-07-2014 | 167.813 |
| 32 | 20-05-2014 | 160.575 | 71 | 17-07-2014 | 165.974 |
| 33 | 21-05-2014 | 161.359 | 72 | 18-07-2014 | 166.678 |
| 34 | 22-05-2014 | 163.097 | 73 | 21-07-2014 | 168.541 |
| 35 | 23-05-2014 | 163.188 | 74 | 22-07-2014 | 167.183 |

| | | | | | |
|----|------------|---------|----|------------|---------|
| 36 | 26-05-2014 | 162.981 | 75 | 23-07-2014 | 167.477 |
| 37 | 28-05-2014 | 163.78 | 76 | 24-07-2014 | 167.708 |
| 38 | 30-05-2014 | 161.081 | 77 | 25-07-2014 | 167.342 |
| 39 | 2-06-2014 | 161.3 | | | |

Lampiran 2

Saham-saham konstituen ISSI per 18 Desember 2013

| No. | Kode | Nama Emiten |
|-----|------|---------------------------------|
| 1 | AALI | Astra Agro Lestari Tbk. |
| 2 | ACES | Ace Hardware Indonesia Tbk. |
| 3 | ACST | Acset Indonusa Tbk. |
| 4 | ADES | Akasha Wira International Tbk. |
| 5 | ADHI | Adhi Karya (Persero) Tbk. |
| 6 | ADMG | Polychem Indonesia Tbk. |
| 7 | ADRO | Adaro Energy Tbk. |
| 8 | AIMS | Akbar Indo Makmur Stimec Tbk. |
| 9 | AISA | Tiga Pilar Sejahtera Food Tbk. |
| 10 | AKPI | Argha Karya Prima Industry Tbk. |
| 11 | AKRA | AKR Corporindo Tbk. |
| 12 | ALDO | Alkindo Naratama Tbk |
| 13 | ALKA | Alakasa Industrindo Tbk. |
| 14 | ALTO | Tri Banyan Tirta Tbk. |
| 15 | AMFG | Asahimas Flat Glass Tbk. |
| 16 | ANJT | Austindo Nusantara Jaya Tbk. |
| 17 | ANTM | Aneka Tambang (Persero) Tbk. |
| 18 | APII | Arita Prima Indonesia Tbk. |
| 19 | APLI | Asiaplast Industries Tbk. |
| 20 | APLN | Agung Podomoro Land Tbk. |
| 21 | ARGO | Argo Pantes Tbk. |
| 22 | ARII | Atlas Resources Tbk |
| 23 | ARNA | Arwana Citramulia Tbk. |
| 24 | ARTA | Arthavest Tbk. |
| 25 | ARTI | Ratu Prabu Energi Tbk. |
| 26 | ASGR | Astra Graphia Tbk. |
| 27 | ASIA | Asia Natural Resources Tbk. |
| 28 | ASII | Astra International Tbk. |
| 29 | ASRI | Alam Sutera Realty Tbk. |
| 30 | ATPK | ATPK Resources Tbk. |
| 31 | AUTO | Astra Otoparts Tbk. |
| 32 | BAPA | Bekasi Asri Pemula Tbk. |

| | | |
|----|------|-------------------------------------|
| 33 | BATA | Sepatu Bata Tbk. |
| 34 | BAYU | Bayu Buana Tbk. |
| 35 | BCIP | Bumi Citra Permai Tbk. |
| 36 | BEST | Bekasi Fajar Industrial Estate Tbk. |
| 37 | BHIT | MNC Investama Tbk. |
| 38 | BIPP | Bhuwanatala Indah Permai Tbk. |
| 39 | BISI | Bisi International Tbk. |
| 40 | BKDP | Bukit Darmo Property Tbk. |
| 41 | BKSL | Sentul City Tbk. |
| 42 | BMSR | Bintang Mitra Semestaraya Tbk. |
| 43 | BMTR | Global Mediacom Tbk. |
| 44 | BRAM | Indo Kordsa Tbk. |
| 45 | BRNA | Berlina Tbk. |
| 46 | BRPT | Barito Pacific Tbk. |
| 47 | BSDE | Bumi Serpong Damai Tbk. |
| 48 | BSSR | Baramulti Suksessarana Tbk. |
| 49 | BTON | Betonjaya Manunggal Tbk. |
| 50 | BULL | Buana Listya Tama Tbk. |
| 51 | BYAN | Bayan Resources Tbk. |
| 52 | CASS | Cardig Aero Services Tbk. |
| 53 | CEKA | Wilmar Cahaya Indonesia Tbk. |
| 54 | CENT | Centrin Online Tbk. |
| 55 | CITA | Cita Mineral Investindo Tbk. |
| 56 | CKRA | Cakra Mineral Tbk. |
| 57 | CLPI | Colorpak Indonesia Tbk. |
| 58 | CMNP | Citra Marga Nusaphala Persada Tbk. |
| 59 | CMPP | Centris Multipersada Pratama Tbk. |
| 60 | CNKO | Exploitasi Energi Indonesia Tbk. |
| 61 | COWL | Cowell Development Tbk. |
| 62 | CPIN | Charoen Pokphand Indonesia Tbk. |
| 63 | CSAP | Catur Sentosa Adiprana Tbk. |
| 64 | CTBN | Citra Tubindo Tbk. |
| 65 | CTRA | Ciputra Development Tbk. |
| 66 | CTRP | Ciputra Property Tbk. |
| 67 | CTRS | Ciputra Surya Tbk. |
| 68 | CTTH | Citatah Tbk. |

| | | |
|-----|------|---|
| 69 | DART | Duta Anggada Realty Tbk. |
| 70 | DAVO | Davomas Abadi Tbk. |
| 71 | DEWA | Darma Henwa Tbk. |
| 72 | DGIK | Nusa Konstruksi Enjiniring Tbk. |
| 73 | DILD | Intiland Development Tbk. |
| 74 | DKFT | Central Omega Resources Tbk. |
| 75 | DNET | Indoritel Makmur Internasional |
| 76 | DPNS | Duta Pertiwi Nusantara Tbk. |
| 77 | DSFI | Dharma Samudera Fishing Industries Tbk. |
| 78 | DSSA | Dian Swastatika Sentosa Tbk. |
| 79 | DUTI | Duta Pertiwi Tbk. |
| 80 | DVLA | Darya-Varia Laboratoria Tbk. |
| 81 | DYAN | Dyandra Media International Tbk. |
| 82 | ECII | Electronic City Indonesia Tbk. |
| 83 | EKAD | Ekadharma International Tbk. |
| 84 | ELSA | Elnusa Tbk. |
| 85 | ELTY | Bakrieland Development Tbk. |
| 86 | EMDE | Megapolitan Developments Tbk. |
| 87 | EMTK | Elang Mahkota Teknologi Tbk. |
| 88 | EPMT | Enseval Putra Megatrading Tbk. |
| 89 | ERAA | Erajaya Swasembada Tbk. |
| 90 | ESSA | Surya Esa Perkasa Tbk. |
| 91 | ESTI | Ever Shine Textile Industry Tbk. |
| 92 | EXCL | XL Axiata Tbk. |
| 93 | FAST | Fast Food Indonesia Tbk. |
| 94 | FASW | Fajar Surya Wisesa Tbk. |
| 95 | FISH | FKS Multi Agro Tbk. |
| 96 | FMII | Fortune Mate Indonesia Tbk. |
| 97 | FORU | Fortune Indonesia Tbk. |
| 98 | FPNI | Lotte Chemical Titan Tbk. |
| 99 | GAMA | Gading Development Tbk. |
| 100 | GDST | Gunawan Dianjaya Steel Tbk. |
| 101 | GDYR | Goodyear Indonesia Tbk. |
| 102 | GEMA | Gema Grahasarana Tbk. |
| 103 | GEMS | Golden Energy Mines Tbk. |
| 104 | GIAA | Garuda Indonesia (Persero) Tbk. |

| | | |
|-----|------|--|
| 105 | GJTL | Gajah Tunggal Tbk. |
| 106 | GLOB | Global Teleshop Tbk. |
| 107 | GMCW | Grahamas Citrawisata Tbk. |
| 108 | GMTD | Gowa Makassar Tourism Development Tbk. |
| 109 | GOLD | Golden Retailindo Tbk. |
| 110 | GPRA | Perdana Gapuraprima Tbk. |
| 111 | GREN | Evergreen Invesco Tbk. |
| 112 | GTBO | Garda Tujuh Buana Tbk. |
| 113 | GZCO | Gozco Plantations Tbk. |
| 114 | HDTX | Panasia Indo Resources Tbk. |
| 115 | HERO | Hero Supermarket Tbk. |
| 116 | HEXA | Hexindo Adiperkasa Tbk. |
| 117 | HITS | Humpuss Intermoda Transportasi Tbk. |
| 118 | HOME | Hotel Mandarin Regency Tbk. |
| 119 | HRUM | Harum Energy Tbk. |
| 120 | IATA | Indonesia Air Transport Tbk. |
| 121 | IBST | Inti Bangun Sejahtera Tbk. |
| 122 | ICBP | Indofood CBP Sukses Makmur Tbk. |
| 123 | ICON | Island Concepts Indonesia Tbk. |
| 124 | IGAR | Champion Pacific Indonesia Tbk. |
| 125 | IIKP | Inti Agri Resources Tbk. |
| 126 | IKAI | Intikeramik Alamasri Industri Tbk. |
| 127 | INAF | Indofarma (Persero) Tbk. |
| 128 | INAI | Indal Aluminium Industry Tbk. |
| 129 | INCI | Intanwijaya Internasional Tbk. |
| 130 | INCO | Vale Indonesia Tbk. |
| 131 | INDF | Indofood Sukses Makmur Tbk. |
| 132 | INDR | Indo-Rama Synthetics Tbk. |
| 133 | INDS | Indospring Tbk. |
| 134 | INPP | Indonesian Paradise Property Tbk. |
| 135 | INRU | Toba Pulp Lestari Tbk. |
| 136 | INTA | Intraco Penta Tbk. |
| 137 | INTD | Inter Delta Tbk. |
| 138 | INTP | Indocement Tunggul Prakarsa Tbk. |
| 139 | INVS | Inovisi Infracom Tbk. |
| 140 | IPOL | Indopoly Swakarsa Industry Tbk. |

| | | |
|-----|------|--|
| 141 | ISAT | Indosat Tbk. |
| 142 | ISSP | Steel Pipe Industry of Indonesia Tbk. |
| 143 | ITMG | Indo Tambangraya Megah Tbk. |
| 144 | JAWA | Jaya Agra Wattie Tbk. |
| 145 | JECC | Jembo Cable Company Tbk. |
| 146 | JIHD | Jakarta International Hotels & Dev. Tbk. |
| 147 | JKON | Jaya Konstruksi Manggala Pratama Tbk. |
| 148 | JKSW | Jakarta Kyoei Steel Works Tbk. |
| 149 | JPFA | JAPFA Comfeed Indonesia Tbk. |
| 150 | JPRS | Jaya Pari Steel Tbk. |
| 151 | JRPT | Jaya Real Property Tbk. |
| 152 | JSMR | Jasa Marga (Persero) Tbk. |
| 153 | JSPT | Jakarta Setiabudi Internasional Tbk. |
| 154 | JTPE | Jasuindo Tiga Perkasa Tbk. |
| 155 | KAEF | Kimia Farma (Persero) Tbk. |
| 156 | KARW | ICTSI Jasa Prima Tbk. |
| 157 | KBLI | KMI Wire and Cable Tbk. |
| 158 | KBLM | Kabelindo Murni Tbk. |
| 159 | KBLV | First Media Tbk. |
| 160 | KBRI | Kertas Basuki Rachmat Indonesia Tbk. |
| 161 | KDSI | Kedawung Setia Industrial Tbk. |
| 162 | KIAS | Keramika Indonesia Asosiasi Tbk. |
| 163 | KICI | Kedaung Indah Can Tbk. |
| 164 | KIJA | Kawasan Industri Jababeka Tbk. |
| 165 | KKGI | Resource Alam Indonesia Tbk. |
| 166 | KLBF | Kalbe Farma Tbk. |
| 167 | KOBX | Kobexindo Tractors Tbk. |
| 168 | KOIN | Kokoh Inti Arebama Tbk. |
| 169 | KRAH | Grand Kartech Tbk. |
| 170 | LAMI | Lamicitra Nusantara Tbk. |
| 171 | LAPD | Leyand International Tbk. |
| 172 | LCGP | Laguna Cipta Griya Tbk. |
| 173 | LION | Lion Metal Works Tbk. |
| 174 | LMPI | Langgeng Makmur Industri Tbk. |
| 175 | LMSH | Lionmesh Prima Tbk. |
| 176 | LPCK | Lippo Cikarang Tbk. |

| | | |
|-----|------|------------------------------------|
| 177 | LPIN | Multi Prima Sejahtera Tbk. |
| 178 | LPKR | Lippo Karawaci Tbk. |
| 179 | LPLI | Star Pacific Tbk. |
| 180 | LSIP | PP London Sumatra Indonesia Tbk. |
| 181 | LTLS | Lautan Luas Tbk. |
| 182 | MAGP | Multi Agro Gemilang Plantation Tbk |
| 183 | MAIN | Malindo Feedmill Tbk. |
| 184 | MAPI | Mitra Adiperkasa Tbk. |
| 185 | MASA | Multistrada Arah Sarana Tbk. |
| 186 | MBSS | Mitrabahtera Segara Sejati Tbk. |
| 187 | MBTO | Martina Berto Tbk. |
| 188 | MDLN | Modernland Realty Tbk. |
| 189 | MDRN | Modern Internasional Tbk. |
| 190 | MERK | Merck Tbk. |
| 191 | META | Nusantara Infrastructure Tbk. |
| 192 | MFMI | Multifiling Mitra Indonesia Tbk. |
| 193 | MICE | Multi Indocitra Tbk. |
| 194 | MIDI | Midi Utama Indonesia Tbk. |
| 195 | MIRA | Mitra International Resources Tbk. |
| 196 | MITI | Mitra Investindo Tbk. |
| 197 | MKPI | Metropolitan Kentjana Tbk. |
| 198 | MLPL | Multipolar Tbk. |
| 199 | MLPT | Multipolar Technology Tbk. |
| 200 | MNCN | Media Nusantara Citra Tbk. |
| 201 | MPPA | Matahari Putra Prima Tbk. |
| 202 | MRAT | Mustika Ratu Tbk. |
| 203 | MSKY | MNC Sky Vision Tbk. |
| 204 | MTDL | Metrodata Electronics Tbk. |
| 205 | MTLA | Metropolitan Land Tbk. |
| 206 | MTSM | Metro Realty Tbk. |
| 207 | MYOH | Samindo Resources Tbk. |
| 208 | MYOR | Mayora Indah Tbk. |
| 209 | NELY | Pelayaran Nelly Dwi Putri Tbk. |
| 210 | NIKL | Pelat Timah Nusantara Tbk. |
| 211 | NIRO | Nirvana Development Tbk. |
| 212 | NRCA | Nusa Raya Cipta Tbk. |

| | | |
|-----|------|---|
| 213 | PBRX | Pan Brothers Tbk. |
| 214 | PDES | Destinasi Tirta Nusantara Tbk. |
| 215 | PGAS | Perusahaan Gas Negara (Persero) Tbk. |
| 216 | PGLI | Pembangunan Graha Lestari Indah Tbk. |
| 217 | PJAA | Pembangunan Jaya Ancol Tbk. |
| 218 | PKPK | Perdana Karya Perkasa Tbk. |
| 219 | PLIN | Plaza Indonesia Realty Tbk. |
| 220 | PRAS | Prima Alloy Steel Universal Tbk. |
| 221 | PSAB | J Resources Asia Pasifik Tbk. |
| 222 | PSDN | Prasidha Aneka Niaga Tbk. |
| 223 | PTBA | Tambang Batubara Bukit Asam (Persero) Tbk. |
| 224 | PTIS | Indo Straits Tbk. |
| 225 | PTPP | PP (Persero) Tbk. |
| 226 | PTSN | Sat Nusapersada Tbk. |
| 227 | PTSP | Pioneerindo Gourmet International Tbk. |
| 228 | PWON | Pakuwon Jati Tbk. |
| 229 | PYFA | Pyridam Farma Tbk. |
| 230 | RAJA | Rukun Raharja Tbk. |
| 231 | RALS | Ramayana Lestari Sentosa Tbk. |
| 232 | RANC | Supra Boga Lestari Tbk. |
| 233 | RBMS | Ristia Bintang Mahkotasejati Tbk. |
| 234 | RDTX | Roda Vivatex Tbk. |
| 235 | RICY | Ricky Putra Globalindo Tbk. |
| 236 | RIGS | Rig Tenders Indonesia Tbk. |
| 237 | RIMO | Rimo Catur Lestari Tbk. |
| 238 | RODA | Pikko Land Development Tbk. |
| 239 | SAME | Sarana Meditama Metropolitan Tbk |
| 240 | SCBD | Danayasa Arthatama Tbk. |
| 241 | SCCO | Supreme Cable Manufacturing & Commerce Tbk. |
| 242 | SCMA | Surya Citra Media Tbk. |
| 243 | SDMU | Sidomulyo Selaras Tbk. |
| 244 | SDPC | Millennium Pharmacon International Tbk. |
| 245 | SGRO | Sampoerna Agro Tbk. |
| 246 | SHID | Hotel Sahid Jaya International Tbk. |
| 247 | SIAP | Sekawan Intipratama Tbk. |
| 248 | SIDO | Industri Jamu dan Farmasi Sido Muncul Tbk. |

| | | |
|-----|------|--------------------------------------|
| 249 | SILO | Siloam International Hospitals Tbk. |
| 250 | SIMA | Siwani Makmur Tbk. |
| 251 | SIMP | Salim Ivomas Pratama Tbk. |
| 252 | SIPD | Sierad Produce Tbk. |
| 253 | SKBM | Sekar Bumi Tbk. |
| 254 | SKLT | Sekar Laut Tbk. |
| 255 | SKYB | Skybee Tbk. |
| 256 | SMAR | SMART Tbk. |
| 257 | SMBR | Semen Baturaja (Persero) Tbk. |
| 258 | SMCB | Holcim Indonesia Tbk. |
| 259 | SMDM | Suryamas Dutamakmur Tbk. |
| 260 | SMDR | Samudera Indonesia Tbk. |
| 261 | SMGR | Semen Indonesia (Persero) Tbk. |
| 262 | SMRA | Summarecon Agung Tbk. |
| 263 | SMRU | SMR Utama Tbk. |
| 264 | SMSM | Selamat Sempurna Tbk. |
| 265 | SOBI | Sorini Agro Asia Corporindo Tbk. |
| 266 | SONA | Sona Topas Tourism Industry Tbk. |
| 267 | SQBB | Taisho Pharmaceutical Indonesia Tbk. |
| 268 | SRAJ | Sejahteraraya Anugrahjaya Tbk. |
| 269 | SRSN | Indo Acidatama Tbk. |
| 270 | SRTG | Saratoga Investama Sedaya Tbk. |
| 271 | SSIA | Surya Semesta Internusa Tbk. |
| 272 | SSTM | Sunson Textile Manufacturer Tbk. |
| 273 | STAR | Star Petrochem Tbk. |
| 274 | STTP | Siantar Top Tbk. |
| 275 | SUGI | Sugih Energy Tbk. |
| 276 | TAXI | Express Transindo Utama Tbk. |
| 277 | TBLA | Tunas Baru Lampung Tbk. |
| 278 | TCID | Mandom Indonesia Tbk. |
| 279 | TELE | Tiphone Mobile Indonesia Tbk. |
| 280 | TFCO | Tifico Fiber Indonesia Tbk. |
| 281 | TGKA | Tigaraksa Satria Tbk. |
| 282 | TINS | Timah (Persero) Tbk. |
| 283 | TIRA | Tira Austenite Tbk. |
| 284 | TIRT | Tirta Mahakam Resources Tbk. |

| | | |
|-----|------|--|
| 285 | TKGA | Permata Prima Sakti Tbk. |
| 286 | TLKM | Telekomunikasi Indonesia (Persero) Tbk. |
| 287 | TMPI | AGIS Tbk. |
| 288 | TMPO | Tempo Inti Media Tbk. |
| 289 | TOBA | Toba Bara Sejahtera Tbk. |
| 290 | TOTL | Total Bangun Persada Tbk. |
| 291 | TOTO | Surya Toto Indonesia Tbk. |
| 292 | TPIA | Chandra Asri Petrochemical Tbk. |
| 293 | TRIL | Triwira Insanlestari Tbk. |
| 294 | TRIS | Trisula International Tbk. |
| 295 | TRST | Trias Sentosa Tbk. |
| 296 | TSPC | Tempo Scan Pacific Tbk. |
| 297 | TURI | Tunas Ridean Tbk. |
| 298 | ULTJ | Ultrajaya Milk Industry & Trading Co. Tbk. |
| 299 | UNIC | Unggul Indah Cahaya Tbk. |
| 300 | UNIT | Nusantara Inti Corpora Tbk. |
| 301 | UNTR | United Tractors Tbk. |
| 302 | UNTX | Unitex Tbk. |
| 303 | UNVR | Unilever Indonesia Tbk. |
| 304 | VIVA | Visi Media Asia Tbk. |
| 305 | VOKS | Voksel Electric Tbk. |
| 306 | WAPO | Wahana Pronatural Tbk. |
| 307 | WICO | Wicaksana Overseas International Tbk. |
| 308 | WIKA | Wijaya Karya (Persero) Tbk. |
| 309 | WINS | Wintermar Offshore Marine Tbk. |
| 310 | WSKT | Waskita Karya (Persero) Tbk. |
| 311 | YPAS | Yanaprima Hastapersada Tbk. |
| 312 | ZBRA | Zebra Nusantara Tbk. |

Lampiran 3

Program **Backpropagation** Neural Network untuk peramalan data *close* ISSI dengan 4 input dan 5 neuron. (Sumber: Nurjana, 2012)

```
clear;
clc;

data=textread('dataISSItrain.txt')
inp=data(:,1:4)';
tar=data(:,5)';

[inpn,inpns]= mapstd(inp,0,1);
[tarn,tarns]= mapstd(tar,0,1);
datat=[inpn;tarn]

net=newff(minmax(inpn),[5 1],{'tansig','purelin'},'traingdx');
net=init(net);
bobot_awal_input_hidden = net.IW{1,1}
bobot_awal_bias_hidden = net.b{1,1}
bobot_awal_hidden_output = net.LW{2,1}
bobot_awal_bias_output = net.b{2,1}
net.trainparam.epochs=2000;
net.trainparam.goal=0.001;
net.trainparam.lr=0.9;
net.trainparam.mc=0.1;
net=train(net,inpn,tarn);
ya=sim(net,inpn);
yya=mapstd('reverse',ya,tarns);
perf=mse(tar-yya);
e=tar-yya;
mape=mean(abs(e/tar))*100;
%pengujian
ujian=textread('dataISSItest.txt')
uji=ujian';
masukan=uji(1:4,:);
aktual=uji(5,:);
masukan1=mapstd('apply',masukan,inpns);
aktualn=mapstd('apply',aktual,tarns);
y=sim(net,masukan1);
nn=length(y);
yy=mapstd('reverse',y,tarns);
perf1=mse(aktual-yy);
e1=aktual-yy;
mapel=mean(abs(e1/aktual))*100;
plot(1:nn,yy,1:nn,aktual);grid;
legend('prediksi','aktual');
xlabel('waktu');
```

Lampiran 4

Program **Radial Basis Function Neural Network** untuk peramalan data *close* ISSI dengan 4 input dan 8 neuron. (Sumber: Brodjol S., 2008).

```
clc;
% Panggil data
data=textread('dataISSI.txt');
X0=data;
datal=textread('cluster8.txt');
M=datal(1:4,:);SD=datal(5,:);

%ambil data training dari n=77
Y=X0(5:54,:);X1=X0(4:53,:);X2=X0(3:52,:);X3=X0(2:51,:);
X4=X0(1:50,:);
X=[X1 X2 X3 X4];

%ambil data testing (sisanya)
[a,b]=size(X0);Yt=X0(55:a,:);
X1t=X0(54:a-1,:);X2t=X0(53:a-2,:);X3t=X0(52:a-
3,:);X4t=X0(51:a-4,:);
Xt=[X1t X2t X3t X4t];

%ambil seluruh data
Yu=X0(5:a,:);X1u=X0(4:a-1,:);X2u=X0(3:a-
2,:);X3u=X0(2:a-3,:);X4u=X0(1:a-4,:);
Xu=[X1u X2u X3u X4u];

% Peramalan Data Training
H=rbfDesign(X', M, SD, 'b');
lamb=globalRidge(H, Y, 0.05);
W=inv(H'*H+lamb*eye(9))*H'*Y;
ft=H * W;e=Y-ft;Jkt=(Y-mean(Y))'*(Y-mean(Y));
mpe=mean(abs(e./Y));sse=e'*e;MS=sse/50;R2t=1-(sse/Jkt);

% Peramalan Data Testing
Hv=rbfDesign(Xt', M, SD, 'b');
ftv=Hv*W;ev=Yt-ftv;Jkv=(Yt-mean(Yt))'*(Yt-mean(Yt));
mpev=mean(abs(ev./Yt));ssev=ev'*ev;MSv=ssev/23;R2v=1-
(ssev/Jkv);

% Peramalan Seluruh Data
Hu=rbfDesign(Xu',M,SD,'b');lamb=globalRidge(Hu, Yu,
0.05);
Wu=inv(Hu'*Hu+lamb*eye(9))*Hu'*Yu;ftu=Hu*Wu;eu=Yu-
ftu;Jku=(Yu-mean(Yu))'*(Yu-mean(Yu));
mpeu=mean(abs(eu./Yu));sseu=eu'*eu;MSu=sseu/(a-
8);R2u=1-(sseu/Jku);
```

```

% simpan hasil
MAPE=[mpe mpev mpeu];
SS=[sse ssev sseu];
MSE=[MS MSv MSu];
R2=[R2t R2v R2u];

%Plot
Yh=[ft;ftv];plot(Yu,'r');
hold on;plot(Yh,'b')

```

Lampiran 5

Program **rbfDesign**

```
function H = rbfDesign(X, C, R, options)
% H = rbfDesign(X, C, R, options)
% By M.J.Orr
% Gets the design matrix from the input data, centre
% positions and radii factors.
% Input
%   X   Input training data (n-by-p)
%   C   List of centres (n-by-m)
%   R   Scale factors: scalar, n-vector, or n-by-n
matrix
% opt   Specifying basis function type ('g' for
Gaussian,
%       'c' for Cauchy) and whether bias unit is
required
%       (if yes then 'b').
% Output
%   H   Design matrix (p-by-m)
% default function type 'g'=gaussian (0)
% 'c'=cauchy (1)
% 'm'=multiquadric (2)
% 'i'=inverse multiquadric (3)

type=2; % type yang digunakan multiquadratic

bias=0; % default bias
% process options
if nargin > 3
    for option = options;
        if option == 'g'
            type = 0;
        elseif option == 'c'
            type = 1;
        elseif option == 'm'
            type = 2;
        elseif option == 'i'
            type = 3;
        elseif option == 'b'
            bias = 1;
        else
            error('rbfDesign: illegal option')
        end
    end
end
% preliminary sizing
```



```

[n,p] = size(X);
[n1,m]=size(C);
if n~=n1
    error('rbfDesign: mismatched X, C')
end
[rr,rc] = size(R);

% determine scaling type
if rr == 1 && rc == 1;
    SCALING_TYPE = 1;           %same radius for each
    centre
elseif rr == 1
    if rc == n
        SCALING_TYPE = 2;       %same diagonal metric
        for each centre
            R = R';
        elseif rc == m
            SCALING_TYPE = 4;     %different radius for
            each centre
            R = R';
        else
            error('rbfDesign: mismatched C and row vector
R')
        end
    elseif rc == 1
        if rr == n
            SCALING_TYPE = 2;     %same diagonal metric
            for each centre
                elseif rr == m
                    SCALING_TYPE = 4;     %different radius for
                    each centre
                else
                    error('rbfDesign: mismatched C and row vector
R')
                end
            elseif rr == n
                if rc == n
                    SCALING_TYPE = 3;     %same metric for each
                    centre
                elseif rc == m
                    SCALING_TYPE = 5;
                else
                    error('rbfDesign: mismatched C and matrix R')
                end
            elseif rc == n
                if rr == m

```

```

        SCALING_TYPE = 5;          %different diagonal
metric for each centre
        R = R';
    else
        error('rbfDesign: mismatched C and matrix R')
    end
else
    error('rbfDesign: wrong size R')
end
% start constructing H
H = zeros(p, m);
for j = 1:m
    % get p difference vectors for this centre
    D = X - dupCol(C(:,j),p);
    % do metric calculation
    if SCALING_TYPE == 1          %same radius for each
centre
        s = diagProduct(D',D)/R^2;
    elseif SCALING_TYPE == 2      %same diagonal metric
for each centre
        DR = D./dupCol(R,p);
        s = diagProduct(DR',DR);
    elseif SCALING_TYPE == 3      %same metric for each
centre
        DR = R\D;
        s = diagProduct(DR',DR);
    elseif SCALING_TYPE == 4      %different radius for
each centre
        s = diagProduct(D',D)/R(j)^2;
    else
        %different diagonal
metric for each centre
        DR = D./dupCol(R(:,j),p);
        s = diagProduct(DR',DR);
    end
    %apply basis function
    if type == 0                  %Gaussian (default)
        h = exp(-s);
    elseif type == 1              %cauchy
        h = 1./(s + 1);
    elseif type == 2              %multiquadric
        h = sqrt(s + 1);
    elseif type == 3              %inverse multiquadric
        h = 1./sqrt(s + 1);
    end
    %insert result in H
    H(:,j) = h;
end
end

```

```

% add bias unit
if bias
    H = [H ones(p,1)];
end

function M = dupCol(v,n)
% M = dupCol(v,n)
% Duplicates v, a column vector, n times. Returns the
% result as matrix M with n columns, each one a copy of
v
% Inputs
%   v    a column vector (m-by-1)
%   n    a positive integer
% Output
%   M    a matrix (m-by-n) matrix

[~,c] = size(v);
if c~=1
    error('dupCol: input vector must be column')
end

M = v(:, ones(1,n));

function d = diagProduct(X,Y)
% d = diagProduct(X,Y)
% Output the diagonal of the product of X and Y.
% Faster than diag(X*Y).
% Input
%   X    matrix (m-by-n)
%   Y    matrix (n-by-m)
% Output
%   d    vector (m-by-1)

[m,n]=size(X);
[p,q]=size(Y);

if m~=q||n~=p
    error('diagProduct: bad dimensions')
end

% P - a column vector of the rows of X
P = X';
P = P(:);

% Q - a column vector of the columns of Y
Q = Y(:);

```

```

% Z - an [n,m] matrix containing the components of P.*Q
Z = zeros(n,m);
Z(:) = P.*Q;

% d - the answer is the sum of the columns of Z
d = colSum(Z)';

function s = colSum(X)
% s = colSum(X)
% Output a row vector whose elements are the sums of
the
% columns of X.
% Designed to get round the feature of the standard
% routine (sum) of summing row vectors to a scalar.
% If colSum is handed a row vector, the same vector is
% given back.
% Input
%   X    matrix(m-by-n)
% Output
%   s    vector(1-by-n)

[m,~] = size(X);
if m > 1
    s = sum(X);
else
    s = X;
end

```

Lampiran 6

Program globalRidge

```
function [l, e, L] = globalRidge(H, Y, l)
% [l, e, L] = globalRidge(H, Y, l)
% Calculates the best global ridge regression
parameter
% (l) and
% the corresponding predicted error (e) using one of a
% number of
% prediction methods (UEV, FPE, GCV, or BIC).
% Needs a design (H), the training set outputs (Y),
% and an initial guess(l).
% The termination criterion, maximum number of
% iterations,
% verbose output and the use of a non-standard weight
% penalty
% are controlled from the options string. The non-
% standard
% metric, if used, is given in the fifth argument (U).
% L and E return the evolution of the regularisation
% parameter and error
% values from the initial to final iterations.
% If the input l is a vector (more than one guess),
% a corresponding number of
% answers will be returned, e will also be a vector and
% L and E
% will be matrices (with each row corresponding to the
% iterations
% resulting after each guess).
%
% Input
%
% H      design matrix (p-by-m)
% Y      input training data (p-by-k)
% l      initial guess(es) at lambda
% (vector length q) (default      0.05)
% l      final estimate(s) for lambda (1-by-q)
% e      final estimate(s) for model selection score
% (1-by-q)
% L      list(s) of running lambda values (n-by-q)
% defaults
Verbose = 0;
Flops = 0;
Model = 'g';
Threshold = 1000;
Hard = 100;
```

```

Standard = 1;

% process options
if nargin > 3

    % initialise
    i = 1;
    [arg, i] = getNextArg(options, i);

    % scan through arguments
    while ~isempty(arg)

        if strcmp(arg, '-v')

            % verbose output required
            Verbose = 1;

        elseif strcmp(arg, '-V')

            % verbose output required with compute cost
reporting
            Verbose = 1;
            Flops = 1;

        elseif strcmp(arg, '-U')

            % non-standard penalty matrix
            Standard = 0;

        elseif strcmp(arg, '-h')

            % hard limit to specify
            [arg, i] = getNextArg(options, i);
            hl = str2double(arg);
            if ~isempty(hl)
                if hl > 1
                    Hard = round(hl);
                else
                    fprintf('globalRidge: hard limit
should be positive\n')
                    error('globalRidge: bad value in -h
option')
                end
            else
                fprintf('globalRidge: value needed for
hard limit\n')
            end
        end
    end
end

```

```

                                error('globalRidge: missing value in -h
option')
                                end

                                elseif strcmp(arg, '-t')

                                    % termination criterion to specify
                                    [arg, i] = getNextArg(options, i);
                                    te = str2double(arg);
                                    if ~isempty(te)
                                        if te >= 1
                                            Threshold = round(te);
                                        elseif te > 0
                                            Threshold = te;
                                        else
                                            fprintf('globalRidge: threshold
should be positive\n')
                                            error('globalRidge: bad value in -t
option')
                                        end
                                    else
                                        fprintf('globalRidge: value needed for
threshold\n')
                                        error('globalRidge: missing value in -t
option')
                                    end

                                elseif strcmpi(arg, 'uev')

                                    % use UEV (unbiased expected variance)
                                    Model = 'u';

                                elseif strcmpi(arg, 'fpe')

                                    % use FPE (final prediction error)
                                    Model = 'f';

                                elseif strcmpi(arg, 'gcv')

                                    % use GCV (generalised cross-validation)
                                    Model = 'g';

                                elseif strcmpi(arg, 'bic')

                                    % use BIC (Bayesian information criterion)
                                    Model = 'b';

```

```

        else

            fprintf('%s\n', options)
            for k = 1:i-length(arg)-1
                fprintf(' '); end
            for k = 1:length(arg)
                fprintf('^'); end
            fprintf('\n')
            error('globalRidge: unrecognised option')

        end

        % get next argument
        [arg, i] = getNextArg(options, i);

    end

end

if nargin < 3
    l = 0.01;    % default initial guess
end
if ~Standard
    if nargin < 5
        fprintf('globalRidge: specify non-standard
penalty matrix\n')
        error('globalRidge: -U option implies fifth
argument')
    end
else
    U = 1;
end

% initialise
[~, m] = size(H);
[p, ~] = size(Y);
[q1, q2] = size(l);
if q1 == 1
    q = q2;
elseif q2 == 1
    q = q1;
else
    error('globalRidge: list of guesses should be
vector, not matrix')
end
[u1, u2] = size(U);
if u1 == m && u2 == m
    %trnsform the problem - equivalent to U'*U metric

```



```

        H = H/U;
elseif u1 ~= 1 || u2 ~= 1
    estr = sprintf('%d-by-%d', m, m);
    error(['globalRidge: U should be 1-by-1 or' estr])
end
HH = H'*H;
HY = H'*Y;
e = zeros(1, q);
if nargout > 2
    L = zeros(Hard+1, q); end
if nargout > 3
    E = zeros(Hard+1, q); end
if Verbose
    fprintf('\nglobalRidge\n')
end
if Flops
    flops(0)
end

% loop through each guess
for i = 1:q

    if Verbose
        fprintf('pass')
        fprintf(' lambda ')
        if Model == 'u'
            fprintf(' UEV ')
        elseif Model == 'f'
            fprintf(' FPE ')
        elseif Model == 'g'
            fprintf(' GCV ')
        else
            fprintf(' BIC ')
        end
        fprintf(' change ')
        if Flops
            fprintf(' flops\n')
        else
            fprintf('\n')
        end
    end
    notTooMany = 1;
    notDone = 1;
    count = 0;
    A = inv(HH + l(i)*eye(m));
    g = m - l(i)*trace(A);
    PY = Y - H*((HH + l(i)*eye(m))\HY);

```

```

YPY = trace(PY'* PY);
if Model == 'u'
    psi = p/(p - g);
elseif Model == 'f'
    psi = (p + g)/(p-g);
elseif Model == 'g'
    psi = p^2/(p - g)^2;
else
    psi = (p + (log(p) - 1)*g)/(p - g);
end
e(i) = psi*YPY/p;
if Verbose
    fprintf('%4d %9.3e %9.3e -',count, l(i), e(i))
    if Flops
        fprintf('%9d\n', flops)
    else
        fprintf('\n')
    end
end
if nargout > 2
    L(1,i) = l(i); end
if nargout > 3
    E(1,i) = e(i); end

% re-estimate til convergence or exhaustion of
iterations
while notDone && notTooMany

    % next iteration
    count = count + 1;

    % get some needed quantities
    A2 = A^2;
    A3 = A*A2;

    % re-estimate lambda
    if Model == 'u'
        eta = 1/(2*(p-g));
    elseif Model == 'f'
        eta = p/((p-g)*(p+g));
    elseif Model == 'g'
        eta = 1/(p-g);
    else
        eta = p*log(p)/(2*(p-g)*(p+(log(p)-1)*g));
    end
    nl = eta*YPY*trace(A-l(i)*A2)/trace(HY'*A3*HY);

```

```

% store result
if nargout > 2
    L(count+1, i) = nl; end

% calculate new model selection score
A = inv(HH+nl*eye(m));
g = m-nl*trace(A);
PY = Y-H*((HH+nl*eye(m))\HY);
YPY = trace(PY'* PY);
if Model == 'u'
    psi = p/(p-g);
elseif Model == 'f'
    psi = (p+g)/(p-g);
elseif Model == 'g'
    psi = p^2/(p-g)^2;
else
    psi = (p+(log(p)-1)*g)/(p-g);
end
ns = psi*YPY/p;

% store result
if nargout > 3
    E(count+1, i) = ns; end

% what's the change
if Threshold >= 1

    % interpret threshold as one part in many
    change = round(abs(e(i)/(e(i)-ns)));

else

    % interpret threshold as absolute
difference    change = abs(e(i)-ns);

end

% time to go home?
if count >= Hard

    notTooMany = 0;

elseif Threshold >= 1

    % interpret threshold as one part in many
    if change > Threshold

```

```

        notDone = 0;
    end
else
    % interpret threshold as absolute
difference
    if change < Threshold
        notDone = 0;
    end

end

% get ready for next iteration (or end)
l(i) = nl;
e(i) = ns;

if Verbose
    fprintf('%4d %9.3e %9.3e',count, l(i),
e(i))
    if Threshold >= 1
        fprintf('%7d',change)
    else
        fprintf('%7.1e',change)
    end
    if Flops
        fprintf('%9d\n',flops)
    else
        fprintf('\n')
    end
end

end

end

if Verbose
    if ~notTooMany
        fprintf('hard limit reached\n')
    else
        if Threshold >= 1
            fprintf('relative')
        else
            fprintf('absolute')
        end
        fprintf('threshold in')
    end
end

end
end

```

Lampiran 7

Peramalan *Backpropagation* dengan Ms. Excel

Tabel 4.1

Bobot dan Bias

| bobot input hidden | | | | |
|---------------------|--------|-----------------|--------|---------|
| 0.671 | 0.330 | -0.101 | 0.678 | 0.112 |
| 0.081 | 0.376 | -0.275 | -0.513 | 0.268 |
| 0.546 | -0.193 | -0.797 | -0.110 | -0.674 |
| -0.147 | 0.691 | -0.198 | -0.215 | -0.471 |
| bias hidden | | | | |
| -2.078 | -1.022 | -0.036 | 1.028 | 2.066 |
| bobot hidden output | | | | |
| -0.720 | -0.480 | -0.826 | -0.141 | -0.485 |
| bias output | | nilai rata-rata | | varians |
| -0.405 | | 161.201 | | 1.765 |

Tabel 4.2
Perhitungan peramalan *Backpropagation*
Peramalan periode 78

| | Normalisasi | hidden 1 | hidden 2 | hidden 3 | hidden 4 | hidden 5 | |
|------------------|--------------------|-----------------|-----------------|-----------------|-----------------|-----------------|---------|
| input t-1 | 3.478 | 2.334 | 1.147 | -0.351 | 2.356 | 0.391 | |
| input t-2 | 3.688 | 0.298 | 1.385 | -1.013 | -1.890 | 0.988 | |
| input t-3 | 3.557 | 1.943 | -0.688 | -2.836 | -0.391 | -2.398 | |
| input t-4 | 3.387 | -0.497 | 2.340 | -0.671 | -0.727 | -1.594 | |
| jumlah | | 2.000 | 3.162 | -4.907 | 0.377 | -0.548 | |
| exponen | | 0.135 | 0.042 | 135.198 | 0.686 | 1.729 | |
| 1-e | | 0.865 | 0.958 | -134.198 | 0.314 | -0.729 | |
| 1+e | | 1.135 | 1.042 | 136.198 | 1.686 | 2.729 | |
| | | -0.548 | -0.441 | 0.814 | -0.026 | 0.130 | -0.477 |
| Prediksi | | | | | | | 160.359 |

Peramalan periode 79

| | Normalisasi | hidden 1 | hidden 2 | hidden 3 | hidden 4 | hidden 5 | |
|------------------|--------------------|-----------------|-----------------|-----------------|-----------------|-----------------|--|
| input t-1 | -0.477 | -0.320 | -0.157 | 0.048 | -0.323 | -0.054 | |
| input t-2 | 3.478 | 0.281 | 1.306 | -0.956 | -1.783 | 0.931 | |
| input t-3 | 3.688 | 2.014 | -0.713 | -2.939 | -0.405 | -2.486 | |
| input t-4 | 3.557 | -0.522 | 2.457 | -0.705 | -0.763 | -1.674 | |
| jumlah | | -0.625 | 1.872 | -4.588 | -2.246 | -1.216 | |

| | | | | | | | |
|-----------------|--|--------|--------|---------|--------|--------|---------|
| exponen | | 1.868 | 0.154 | 98.263 | 9.449 | 3.373 | |
| 1-e | | -0.868 | 0.846 | -97.263 | -8.449 | -2.373 | |
| 1+e | | 2.868 | 1.154 | 99.263 | 10.449 | 4.373 | |
| | | 0.218 | -0.352 | 0.809 | 0.114 | 0.263 | 0.648 |
| Prediksi | | | | | | | 162.344 |

Peramalan periode 80

| | Normalisasi | hidden 1 | hidden 2 | hidden 3 | hidden 4 | hidden 5 | |
|------------------|--------------------|-----------------|-----------------|-----------------|-----------------|-----------------|---------|
| input t-1 | 0.648 | 0.435 | 0.214 | -0.065 | 0.439 | 0.073 | |
| input t-2 | -0.477 | -0.038 | -0.179 | 0.131 | 0.245 | -0.128 | |
| input t-3 | 3.478 | 1.900 | -0.672 | -2.772 | -0.382 | -2.345 | |
| input t-4 | 3.688 | -0.541 | 2.547 | -0.731 | -0.791 | -1.735 | |
| jumlah | | -0.323 | 0.888 | -3.473 | 0.538 | -2.069 | |
| exponen | | 1.381 | 0.411 | 32.234 | 0.584 | 7.914 | |
| 1-e | | -0.381 | 0.589 | -31.234 | 0.416 | -6.914 | |
| 1+e | | 2.381 | 1.411 | 33.234 | 1.584 | 8.914 | |
| | | 0.115 | -0.200 | 0.776 | -0.037 | 0.376 | 0.626 |
| Prediksi | | | | | | | 162.305 |

Peramalan periode 81

| | Normalisasi | hidden 1 | hidden 2 | hidden 3 | hidden 4 | hidden 5 | |
|------------------|--------------------|-----------------|-----------------|-----------------|-----------------|-----------------|---------|
| input t-1 | 0.626 | 0.420 | 0.206 | -0.063 | 0.424 | 0.070 | |
| input t-2 | 0.648 | 0.052 | 0.243 | -0.178 | -0.332 | 0.173 | |
| input t-3 | -0.477 | -0.261 | 0.092 | 0.380 | 0.052 | 0.322 | |
| input t-4 | 3.478 | -0.510 | 2.403 | -0.689 | -0.746 | -1.636 | |
| jumlah | | -2.376 | 1.923 | -0.586 | 0.426 | 0.995 | |
| exponen | | 10.764 | 0.146 | 1.796 | 0.653 | 0.370 | |
| 1-e | | -9.764 | 0.854 | -0.796 | 0.347 | 0.630 | |
| 1+e | | 11.764 | 1.146 | 2.796 | 1.653 | 1.370 | |
| | | 0.598 | -0.358 | 0.235 | -0.030 | -0.223 | -0.183 |
| Prediksi | | | | | | | 160.879 |

Peramalan periode 82

| | Normalisasi | hidden 1 | hidden 2 | hidden 3 | hidden 4 | hidden 5 | |
|------------------|--------------------|-----------------|-----------------|-----------------|-----------------|-----------------|--|
| input t-1 | -0.183 | -0.123 | -0.060 | 0.018 | -0.124 | -0.021 | |
| input t-2 | 0.626 | 0.051 | 0.235 | -0.172 | -0.321 | 0.168 | |
| input t-3 | 0.648 | 0.354 | -0.125 | -0.516 | -0.071 | -0.437 | |
| input t-4 | -0.477 | 0.070 | -0.330 | 0.095 | 0.102 | 0.224 | |
| jumlah | | -1.726 | -1.302 | -0.611 | 0.615 | 2.001 | |
| exponen | | 5.618 | 3.675 | 1.842 | 0.541 | 0.135 | |
| 1-e | | -4.618 | -2.675 | -0.842 | 0.459 | 0.865 | |
| 1+e | | 6.618 | 4.675 | 2.842 | 1.541 | 1.135 | |

| | | | | | | | |
|-----------------|--|-------|-------|-------|--------|--------|---------|
| | | 0.502 | 0.275 | 0.245 | -0.042 | -0.370 | 0.205 |
| Prediksi | | | | | | | 161.563 |

Peramalan periode 83

| | Normalisasi | hidden 1 | hidden 2 | hidden 3 | hidden 4 | hidden 5 | |
|------------------|--------------------|-----------------|-----------------|-----------------|-----------------|-----------------|---------|
| input t-1 | 0.205 | 0.138 | 0.068 | -0.021 | 0.139 | 0.023 | |
| input t-2 | -0.183 | -0.015 | -0.069 | 0.050 | 0.094 | -0.049 | |
| input t-3 | 0.626 | 0.342 | -0.121 | -0.499 | -0.069 | -0.422 | |
| input t-4 | 0.648 | -0.095 | 0.447 | -0.128 | -0.139 | -0.305 | |
| jumlah | | -1.708 | -0.696 | -0.633 | 1.053 | 1.314 | |
| exponen | | 5.518 | 2.006 | 1.884 | 0.349 | 0.269 | |
| 1-e | | -4.518 | -1.006 | -0.884 | 0.651 | 0.731 | |
| 1+e | | 6.518 | 3.006 | 2.884 | 1.349 | 1.269 | |
| | | 0.499 | 0.161 | 0.253 | -0.068 | -0.280 | 0.160 |
| Prediksi | | | | | | | 161.483 |

Lampiran 8

Peramalan *Radial Basis Function* dengan Ms. Excel

Tabel 4.3

Nilai Pusat dan Varians

| Kluster | | kluster 1 | kluster 2 | kluster 3 | kluster 4 | kluster 5 | kluster 6 | kluster 7 | kluster 8 |
|-------------|-----|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
| Nilai pusat | t-1 | 161.572 | 166.733 | 163.172 | 158.831 | 159.865 | 159.754 | 159.707 | 162.248 |
| | t-2 | 161.358 | 166.490 | 163.400 | 163.228 | 160.287 | 158.660 | 159.447 | 161.575 |
| | t-3 | 162.260 | 166.208 | 162.741 | 163.829 | 161.030 | 157.976 | 159.156 | 161.006 |
| | t-4 | 162.995 | 165.665 | 162.227 | 161.979 | 161.383 | 161.836 | 159.030 | 160.460 |
| Varians | | 3.388 | 5.458 | 3.475 | 3.553 | 4.005 | 1.857 | 2.734 | 5.708 |

Tabel 4.4

Perhitungan peramalan *RBF*

Peramalan periode 78

| | | H1 | H2 | H3 | H4 | H5 | H6 | H7 | H8 | bias | hasil |
|-----------|---------|---------|-------|--------|---------|---------|---------|---------|---------|------|-------|
| input t-1 | 167.342 | 33.296 | 0.371 | 17.391 | 72.446 | 55.909 | 57.578 | 58.295 | 25.949 | | |
| input t-2 | 167.708 | 40.317 | 1.483 | 18.556 | 20.070 | 55.077 | 81.875 | 68.249 | 37.620 | | |
| input t-3 | 167.477 | 27.214 | 1.610 | 22.429 | 13.308 | 41.561 | 90.269 | 69.241 | 41.880 | | |
| input t-4 | 167.183 | 17.540 | 2.306 | 24.561 | 27.087 | 33.643 | 28.596 | 66.478 | 45.195 | | |
| jumlah | | 118.368 | 5.770 | 82.937 | 132.911 | 186.190 | 258.318 | 262.262 | 150.644 | | |

| | | | | | | | | | | | |
|--------------|--|---------|-------|--------|-------|--------|-------|-------|---------|---------|----------|
| | | 3.363 | 1.093 | 2.805 | 3.395 | 3.551 | 8.713 | 6.007 | 2.371 | 1 | |
| bobot | | -6.737 | 2.058 | 6.136 | 1.162 | 8.373 | 0.904 | 1.450 | -17.738 | 158.635 | |
| | | -22.658 | 2.248 | 17.210 | 3.946 | 29.729 | 7.873 | 8.708 | -42.064 | 158.635 | 163.6283 |

Peramalan periode 79

| | | H1 | H2 | H3 | H4 | H5 | H6 | H7 | H8 | bias | hasil |
|------------------|----------|---------|--------|--------|--------|---------|---------|---------|---------|---------|---------|
| input t-1 | 163.6283 | 4.230 | 9.636 | 0.208 | 23.019 | 14.164 | 15.010 | 15.377 | 1.905 | | |
| input t-2 | 167.342 | 35.803 | 0.725 | 15.537 | 16.925 | 49.779 | 75.386 | 62.336 | 33.264 | | |
| input t-3 | 167.708 | 29.677 | 2.249 | 24.670 | 15.047 | 44.593 | 94.712 | 73.138 | 44.924 | | |
| input t-4 | 167.477 | 20.089 | 3.285 | 27.561 | 30.234 | 37.140 | 31.827 | 71.359 | 49.234 | | |
| jumlah | | 89.800 | 15.896 | 67.977 | 85.224 | 145.676 | 216.934 | 222.210 | 129.327 | | |
| | | 2.970 | 1.238 | 2.575 | 2.784 | 3.175 | 7.994 | 5.543 | 2.229 | 1 | |
| bobot | | -6.737 | 2.058 | 6.136 | 1.162 | 8.373 | 0.904 | 1.450 | -17.738 | 158.635 | |
| | | -20.011 | 2.548 | 15.798 | 3.236 | 26.585 | 7.224 | 8.035 | -39.542 | 158.635 | 162.509 |

Peramalan periode 80

| | | H1 | H2 | H3 | H4 | H5 | H6 | H7 | H8 | bias | hasil |
|------------------|---------|--------|--------|--------|--------|--------|---------|---------|--------|------|-------|
| input t-1 | 162.509 | 0.878 | 17.838 | 0.439 | 13.531 | 6.992 | 7.590 | 7.851 | 0.068 | | |
| input t-2 | 163.628 | 5.152 | 8.191 | 0.052 | 0.160 | 11.167 | 24.689 | 17.486 | 4.218 | | |
| input t-3 | 167.342 | 25.824 | 1.286 | 21.168 | 12.341 | 39.839 | 87.722 | 67.012 | 40.151 | | |
| input t-4 | 167.708 | 22.213 | 4.175 | 30.040 | 32.827 | 40.009 | 34.486 | 75.315 | 52.529 | | |
| jumlah | | 54.068 | 31.490 | 51.700 | 58.860 | 98.007 | 154.487 | 167.664 | 96.967 | | |

| | | | | | | | | | | | |
|--------------|--|---------|-------|--------|-------|--------|-------|-------|---------|---------|---------|
| | | 2.390 | 1.434 | 2.298 | 2.380 | 2.666 | 6.767 | 4.841 | 1.994 | 1 | |
| bobot | | -6.737 | 2.058 | 6.136 | 1.162 | 8.373 | 0.904 | 1.450 | -17.738 | 158.635 | |
| | | -16.098 | 2.951 | 14.100 | 2.766 | 22.325 | 6.115 | 7.017 | -35.370 | 158.635 | 162.442 |

Peramalan periode 81

| | | H1 | H2 | H3 | H4 | H5 | H6 | H7 | H8 | bias | hasil |
|------------------|----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-------------|--------------|
| input t-1 | 162.442 | 0.757 | 18.408 | 0.533 | 13.043 | 6.642 | 7.225 | 7.481 | 0.038 | | |
| input t-2 | 162.509 | 1.324 | 15.851 | 0.795 | 0.517 | 4.939 | 14.818 | 9.377 | 0.873 | | |
| input t-3 | 163.6283 | 1.871 | 6.656 | 0.787 | 0.040 | 6.750 | 31.948 | 20.002 | 6.879 | | |
| input t-4 | 167.342 | 18.897 | 2.814 | 26.162 | 28.767 | 35.513 | 30.322 | 69.096 | 47.358 | | |
| jumlah | | 22.850 | 43.729 | 28.276 | 42.368 | 53.844 | 84.314 | 105.957 | 55.148 | | |
| | | 1.729 | 1.571 | 1.828 | 2.087 | 2.087 | 5.045 | 3.896 | 1.641 | 1 | |
| bobot | | -6.737 | 2.058 | 6.136 | 1.162 | 8.373 | 0.904 | 1.450 | -17.738 | 158.635 | |
| | | -11.650 | 3.233 | 11.216 | 2.426 | 17.476 | 4.559 | 5.647 | -29.107 | 158.635 | 162.435 |

Peramalan periode 82

| | | H1 | H2 | H3 | H4 | H5 | H6 | H7 | H8 | bias | hasil |
|------------------|---------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-------------|--------------|
| input t-1 | 162.435 | 0.745 | 18.471 | 0.543 | 12.991 | 6.605 | 7.186 | 7.441 | 0.035 | | |
| input t-2 | 162.442 | 1.174 | 16.389 | 0.918 | 0.618 | 4.646 | 14.307 | 8.972 | 0.753 | | |
| input t-3 | 162.509 | 0.062 | 13.684 | 0.054 | 1.743 | 2.187 | 20.548 | 11.243 | 2.260 | | |
| input t-4 | 163.628 | 0.401 | 4.147 | 1.963 | 2.722 | 5.043 | 3.214 | 21.148 | 10.036 | | |
| jumlah | | 2.382 | 52.690 | 3.479 | 18.073 | 18.480 | 45.256 | 48.804 | 13.084 | | |

| | | | | | | | | | | | |
|--------------|--|--------|-------|-------|-------|--------|-------|-------|---------|---------|---------|
| | | 1.099 | 1.664 | 1.135 | 1.559 | 1.467 | 3.758 | 2.744 | 1.184 | 1 | |
| bobot | | -6.737 | 2.058 | 6.136 | 1.162 | 8.373 | 0.904 | 1.450 | -17.738 | 158.635 | |
| | | -7.403 | 3.424 | 6.964 | 1.812 | 12.283 | 3.396 | 3.978 | -21.000 | 158.635 | 162.089 |

Peramalan periode 83

| | | H1 | H2 | H3 | H4 | H5 | H6 | H7 | H8 | bias | hasil |
|------------------|---------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-------------|--------------|
| input t-1 | 162.089 | 0.268 | 21.562 | 1.172 | 10.618 | 4.947 | 5.452 | 5.674 | 0.025 | | |
| input t-2 | 162.435 | 1.159 | 16.447 | 0.932 | 0.629 | 4.615 | 14.253 | 8.929 | 0.740 | | |
| input t-3 | 162.442 | 0.033 | 14.184 | 0.089 | 1.924 | 1.993 | 19.945 | 10.799 | 2.064 | | |
| input t-4 | 162.509 | 0.236 | 9.958 | 0.079 | 0.281 | 1.268 | 0.454 | 12.106 | 4.197 | | |
| jumlah | | 1.695 | 62.152 | 2.274 | 13.452 | 12.823 | 40.104 | 37.507 | 7.026 | | |
| | | 1.071 | 1.757 | 1.090 | 1.437 | 1.341 | 3.554 | 2.453 | 1.103 | 1 | |
| bobot | | -6.737 | 2.058 | 6.136 | 1.162 | 8.373 | 0.904 | 1.450 | -17.738 | 158.635 | |
| | | -7.217 | 3.615 | 6.688 | 1.670 | 11.231 | 3.211 | 3.556 | -19.557 | 158.635 | 161.834 |

Lampiran 9

Perhitungan Model *BP* untuk peramalan data *close* ISSI :

Perhitungan pada lapisan *input* ke lapisan tersembunyi

$$[x_1.v_{11}][x_1.v_{12}][x_1.v_{13}][x_1.v_{14}][x_1.v_{15}] = [3,478.0,671][3,478.0,330][3,478.-0,101][3,478.0,678][3,478.0,112]$$

$$[x_2.v_{21}][x_2.v_{22}][x_2.v_{23}][x_2.v_{24}][x_2.v_{25}] = [3,688.0,081][3,688.0,376][3,688.-0,275][3,688.-0,513][3,688.0,268]$$

$$[x_3.v_{31}][x_3.v_{32}][x_3.v_{33}][x_3.v_{34}][x_3.v_{35}] = [3,557.0,546][3,557.-0,193][3,557.-0,797][3,557.-0,110][3,557.-0,674]$$

$$[x_4.v_{41}][x_4.v_{42}][x_4.v_{43}][x_4.v_{44}][x_4.v_{45}] = [3,387.-0,147][3,387.0,691][3,387.-0,198][3,387.-0,215][3,387.-0,471]$$

diperoleh,

$$\sum_{i=1}^4 x_i v_{ij} = x_1.v_{11} + x_2.v_{21} + x_3.v_{31} + x_4.v_{41} = 2,334 + 0,298 + 1,943 - 0,497 = 4,078$$

$$\sum_{i=1}^4 x_i v_{ij} = x_1.v_{12} + x_2.v_{22} + x_3.v_{32} + x_4.v_{42} = 1,147 + 1,385 - 0,688 + 2,340 = 4,184$$

$$\sum_{i=1}^4 x_i v_{ij} = x_1.v_{13} + x_2.v_{23} + x_3.v_{33} + x_4.v_{43} = -0,351 - 1,013 - 2,836 - 0,671 = -4,871$$

$$\sum_{i=1}^4 x_i v_{ij} = x_1 \cdot v_{14} + x_2 \cdot v_{24} + x_3 \cdot v_{34} + x_4 \cdot v_{44} = 2,356 - 1,890 - 0,391 - 0,727 = -0,651$$

$$\sum_{i=1}^4 x_i v_{ij} = x_1 \cdot v_{15} + x_2 \cdot v_{25} + x_3 \cdot v_{35} + x_4 \cdot v_{45} = 0,391 + 0,988 - 2,398 - 1,594 = -2,614$$

Kemudian hasil ditambah dengan bias pada lapisan tersembunyi

$$v_{01} + \sum_{i=1}^4 x_i v_{ij} = -2,078 + 4,078 = 2,00$$

$$v_{02} + \sum_{i=1}^4 x_i v_{ij} = -1,022 + 4,184 = 3,162$$

$$v_{03} + \sum_{i=1}^4 x_i v_{ij} = -0,036 - 4,871 = -4,907$$

$$v_{04} + \sum_{i=1}^4 x_i v_{ij} = 1,028 - 0,651 = 0,377$$

$$v_{05} + \sum_{i=1}^4 x_i v_{ij} = 2,066 - 2,614 = -0,548$$

Perhitungan pada lapisan tersembunyi ke *output*

$$w_1 \cdot \left(\frac{1 - e^{-[v_{0j} + \sum_{i=1}^4 x_i v_{ij}]}}{1 + e^{-[v_{0j} + \sum_{i=1}^4 x_i v_{ij}]}} \right) = -0,720 \cdot \left(\frac{1 - e^{-(2,00)}}{1 + e^{-(2,00)}} \right) = -0,548$$

$$w_2 \cdot \left(\frac{1 - e^{-[v_{0j} + \sum_{i=1}^4 x_i v_{ij}]}}{1 + e^{-[v_{0j} + \sum_{i=1}^4 x_i v_{ij}]}} \right) = -0,480 \cdot \left(\frac{1 - e^{-(3,162)}}{1 + e^{-(3,162)}} \right) = -0,441$$

$$w_3 \cdot \left(\frac{1 - e^{-[v_{0j} + \sum_{i=1}^4 x_i v_{ij}]}}{1 + e^{-[v_{0j} + \sum_{i=1}^4 x_i v_{ij}]}} \right) = -0,826 \cdot \left(\frac{1 - e^{-(-4,907)}}{1 + e^{-(-4,907)}} \right) = 0,814$$

$$w_4 \cdot \left(\frac{1 - e^{-[v_{0j} + \sum_{i=1}^4 x_i v_{ij}]}}{1 + e^{-[v_{0j} + \sum_{i=1}^4 x_i v_{ij}]}} \right) = -0,141 \cdot \left(\frac{1 - e^{-(0,377)}}{1 + e^{-(0,377)}} \right) = -0,026$$

$$w_5 \cdot \left(\frac{1 - e^{-[v_{0j} + \sum_{i=1}^4 x_i v_{ij}]}}{1 + e^{-[v_{0j} + \sum_{i=1}^4 x_i v_{ij}]}} \right) = -0,485 \cdot \left(\frac{1 - e^{-(-0,548)}}{1 + e^{-(-0,548)}} \right) = 0,130$$

Sehingga diperoleh angka peramalannya

$$\begin{aligned} y_t &= -0,405 - 0,548 - 0,441 + 0,814 - 0,026 + 0,130 \\ &= -0,477 \end{aligned}$$

Kemudian didenormalisasikan menjadi

$$y_t = (-0,477 \cdot 1.765) + 161,201 = 160,359$$

Lampiran 10

Perhitungan Model *RBF* untuk peramalan data *close* ISSI :

$$\begin{aligned}y_t &= 6,737\phi_1(\mathbf{x}) + 2,058\phi_2(\mathbf{x}) + 6,136\phi_3(\mathbf{x}) + 1,162\phi_4(\mathbf{x}) + 8,373\phi_5(\mathbf{x}) + 0,904\phi_6(\mathbf{x}) + 1,450\phi_7(\mathbf{x}) - 17,738\phi_8(\mathbf{x}) \\&\quad + 158,635 \\&= 6,737(3,363) + 2,058(1,093) + 6,136(2,805) + 1,162(3,395) + 8,373(3,551) + 0,904(8,713) + 1,450(6,007) \\&\quad - 17,738(2,371) + 158,635 \\&= 163,628\end{aligned}$$

Pada perhitungan $\phi_j(\mathbf{x}), j = 1, 2, \dots, 8 ; i = t - 1, t - 2, t - 3, t - 4$ dijelaskan sebagai berikut :

$$\begin{aligned}\phi_1(\mathbf{x}_i) &= \sqrt{\frac{\sigma_j^2 + \|\mathbf{x}_i - \mu_j\|^2}{\sigma_j}} \\&= \sqrt{\frac{\sigma_1^2 + [(y_{t-1} - \mu_1)^2 + (y_{t-2} - \mu_1)^2 + (y_{t-3} - \mu_1)^2 + (y_{t-4} - \mu_1)^2]}{\sigma_1}} \\&= \sqrt{\frac{3,388^2 + [(167,342 - 161,572)^2 + (167,708 - 161,358)^2 + (167,477 - 162,260)^2 + (167,183 - 162,995)^2]}{3,388}}\end{aligned}$$

$$= \sqrt{\frac{3,388^2 + [33,296 + 40,317 + 27,214 + 17,540]}{3,388}}$$

$$= \sqrt{\frac{3,388^2 + 118,368}{3,388}}$$

$$= 3,363$$

$$\phi_2(\mathbf{x}_i) = \sqrt{\frac{\sigma_j^2 + \|\mathbf{x}_i - \mu_j\|^2}{\sigma_j}}$$

$$= \sqrt{\frac{\sigma_2^2 + [(y_{t-1} - \mu_2)^2 + (y_{t-2} - \mu_2)^2 + (y_{t-3} - \mu_2)^2 + (y_{t-4} - \mu_2)^2]}{\sigma_2}}$$

$$= \sqrt{\frac{5,458^2 + [(167,342 - 166,733)^2 + (167,708 - 166,490)^2 + (167,477 - 166,208)^2 + (167,183 - 165,665)^2]}{5,458}}$$

$$= \sqrt{\frac{5,458^2 + [0,371 + 1,483 + 1,610 + 2,306]}{5,458}}$$

$$= \sqrt{\frac{5,458^2 + 5,770}{5,458}}$$

$$= 1,093$$

$$\phi_3(\mathbf{x}_i) = \sqrt{\frac{\sigma_j^2 + \|\mathbf{x}_i - \mu_j\|^2}{\sigma_j}}$$

$$= \sqrt{\frac{\sigma_3^2 + [(y_{t-1} - \mu_3)^2 + (y_{t-2} - \mu_3)^2 + (y_{t-3} - \mu_3)^2 + (y_{t-4} - \mu_3)^2]}{\sigma_3}}$$

$$= \sqrt{\frac{3,475^2 + [(167,342 - 163,172)^2 + (167,708 - 163,400)^2 + (167,477 - 162,741)^2 + (167,183 - 162,227)^2]}{3,475}}$$

$$= \sqrt{\frac{3,475^2 + [17,391 + 18,556 + 22,429 + 24,561]}{3,475}}$$

$$= \sqrt{\frac{3,475^2 + 82,937}{3,475}}$$

$$= 2,805$$

$$\begin{aligned}
\phi_4(\mathbf{x}_i) &= \sqrt{\frac{\sigma_j^2 + \|\mathbf{x}_i - \mu_j\|^2}{\sigma_j}} \\
&= \sqrt{\frac{\sigma_4^2 + [(y_{t-1} - \mu_4)^2 + (y_{t-2} - \mu_4)^2 + (y_{t-3} - \mu_4)^2 + (y_{t-4} - \mu_4)^2]}{\sigma_4}} \\
&= \sqrt{\frac{3,553^2 + [(167,342 - 158,831)^2 + (167,708 - 163,228)^2 + (167,477 - 163,829)^2 + (167,183 - 161,979)^2]}{3,553}} \\
&= \sqrt{\frac{3,553^2 + [72,446 + 20,070 + 13,308 + 27,087]}{3,553}} \\
&= \sqrt{\frac{3,553^2 + 132,911}{3,553}} \\
&= 3,395
\end{aligned}$$

$$\phi_5(\mathbf{x}_i) = \sqrt{\frac{\sigma_j^2 + \|\mathbf{x}_i - \mu_j\|^2}{\sigma_j}}$$

$$\begin{aligned}
&= \sqrt{\frac{\sigma_5^2 + [(y_{t-1} - \mu_5)^2 + (y_{t-2} - \mu_5)^2 + (y_{t-3} - \mu_5)^2 + (y_{t-4} - \mu_5)^2]}{\sigma_5}} \\
&= \sqrt{\frac{4,005^2 + [(167,342 - 159,865)^2 + (167,708 - 160,287)^2 + (167,477 - 161,030)^2 + (167,183 - 161,383)^2]}{4,005}} \\
&= \sqrt{\frac{4,005^2 + [55,909 + 55,077 + 41,561 + 33,643]}{4,005}} \\
&= \sqrt{\frac{4,005^2 + 186,190}{4,005}} \\
&= 3,551
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
\phi_6(\mathbf{x}_i) &= \sqrt{\frac{\sigma_j^2 + \|\mathbf{x}_i - \mu_j\|^2}{\sigma_j}} \\
&= \sqrt{\frac{\sigma_6^2 + [(y_{t-1} - \mu_6)^2 + (y_{t-2} - \mu_6)^2 + (y_{t-3} - \mu_6)^2 + (y_{t-4} - \mu_6)^2]}{\sigma_6}}
\end{aligned}$$

$$= \sqrt{\frac{1,857^2 + [(167,342 - 159,754)^2 + (167,708 - 158,660)^2 + (167,477 - 157,976)^2 + (167,183 - 161,836)^2]}{1,857}}$$

$$= \sqrt{\frac{1,857^2 + [57,578 + 81,875 + 90,269 + 28,596]}{1,857}}$$

$$= \sqrt{\frac{1,857^2 + 258,318}{1,857}}$$

$$= 8,713$$

$$\phi_7(\mathbf{x}_i) = \sqrt{\frac{\sigma_j^2 + \|\mathbf{x}_i - \mu_j\|^2}{\sigma_j}}$$

$$= \sqrt{\frac{\sigma_7^2 + [(y_{t-1} - \mu_7)^2 + (y_{t-2} - \mu_7)^2 + (y_{t-3} - \mu_7)^2 + (y_{t-4} - \mu_7)^2]}{\sigma_7}}$$

$$= \sqrt{\frac{2,734^2 + [(167,342 - 159,707)^2 + (167,708 - 159,447)^2 + (167,477 - 159,156)^2 + (167,183 - 159,030)^2]}{2,734}}$$

$$= \sqrt{\frac{2,734^2 + [58,295 + 68,249 + 69,241 + 66,478]}{2,734}}$$

$$= \sqrt{\frac{2,734^2 + 262,262}{2,734}}$$

$$= 6,007$$

$$\phi_8(\mathbf{x}_i) = \sqrt{\frac{\sigma_j^2 + \|\mathbf{x}_i - \mu_j\|^2}{\sigma_j}}$$

$$= \sqrt{\frac{\sigma_8^2 + [(y_{t-1} - \mu_8)^2 + (y_{t-2} - \mu_8)^2 + (y_{t-3} - \mu_8)^2 + (y_{t-4} - \mu_8)^2]}{\sigma_8}}$$

$$= \sqrt{\frac{5,708^2 + [(167,342 - 162,248)^2 + (167,708 - 161,575)^2 + (167,477 - 161,006)^2 + (167,183 - 160,460)^2]}{5,708}}$$

$$= \sqrt{\frac{5,708^2 + [25,949 + 37,620 + 41,880 + 45,195]}{5,708}}$$

$$= \sqrt{\frac{5,708^2 + 150,644}{5,708}}$$

$$= 2,371$$

Lampiran 11

Input, Target pada data *training* dan data *testing* dalam bentuk normalisasi

| Yt-1 | Yt-2 | Yt-3 | Yt-4 | Target | Prediksi | Testing | Prediksi |
|--------|--------|--------|--------|--------|----------|---------|----------|
| -0.799 | -0.330 | -0.700 | -0.410 | 0.639 | -0.248 | -0.902 | -0.591 |
| 0.636 | -0.828 | -0.338 | -0.701 | 0.503 | 0.685 | -1.299 | -0.738 |
| 0.499 | 0.627 | -0.840 | -0.340 | -2.330 | -1.056 | -0.726 | -0.665 |
| -2.360 | 0.488 | 0.624 | -0.841 | -1.242 | -1.014 | -1.219 | 0.155 |
| -1.262 | -2.412 | 0.484 | 0.623 | -0.296 | -0.421 | -0.823 | -1.146 |
| -0.307 | -1.298 | -2.432 | 0.483 | -0.092 | -0.142 | -0.749 | 0.511 |
| -0.101 | -0.330 | -1.312 | -2.435 | -0.313 | -0.206 | -0.103 | -1.146 |
| -0.324 | -0.121 | -0.338 | -1.314 | 0.220 | 0.801 | -0.250 | 0.080 |
| 0.213 | -0.347 | -0.128 | -0.340 | 0.135 | 0.449 | -0.001 | -0.218 |
| 0.127 | 0.198 | -0.356 | -0.130 | 0.237 | 0.106 | 1.795 | 0.668 |
| 0.230 | 0.111 | 0.193 | -0.357 | 0.163 | 0.063 | 2.175 | 0.357 |
| 0.156 | 0.215 | 0.105 | 0.191 | 0.050 | -0.402 | 3.416 | 0.842 |
| 0.042 | 0.140 | 0.210 | 0.104 | 0.214 | -0.581 | 1.982 | -0.177 |
| 0.207 | 0.024 | 0.134 | 0.209 | -1.321 | -0.453 | 1.869 | 2.070 |
| -1.342 | 0.192 | 0.018 | 0.133 | -1.639 | -1.623 | 2.872 | 0.047 |
| -1.662 | -1.379 | 0.187 | 0.016 | -1.344 | -1.374 | 3.744 | 3.122 |
| -1.365 | -1.704 | -1.394 | 0.186 | -1.531 | -1.579 | 2.702 | 2.680 |
| -1.554 | -1.403 | -1.720 | -1.396 | -1.333 | -1.357 | 3.104 | 1.314 |
| -1.353 | -1.594 | -1.417 | -1.723 | -1.429 | -0.392 | 4.158 | 2.352 |
| -1.451 | -1.391 | -1.609 | -1.419 | -0.953 | -1.135 | 3.387 | 3.235 |
| -0.970 | -1.490 | -1.405 | -1.612 | -0.800 | -0.560 | 3.557 | 3.176 |
| -0.816 | -1.002 | -1.504 | -1.408 | -0.120 | -1.131 | 3.688 | 2.820 |
| -0.130 | -0.846 | -1.014 | -1.507 | 0.401 | -0.049 | 3.478 | 3.282 |
| 0.396 | -0.150 | -0.857 | -1.017 | 0.458 | -0.355 | | |
| 0.453 | 0.384 | -0.157 | -0.859 | 1.665 | 0.851 | | |
| 1.671 | 0.442 | 0.379 | -0.159 | 2.339 | 2.152 | | |
| 2.351 | 1.677 | 0.438 | 0.378 | 1.795 | 1.763 | | |
| 1.803 | 2.367 | 1.680 | 0.436 | -0.352 | -0.334 | | |
| -0.364 | 1.810 | 2.374 | 1.679 | 0.090 | 0.006 | | |
| 0.082 | -0.388 | 1.814 | 2.374 | 1.076 | 1.130 | | |
| 1.076 | 0.065 | -0.396 | 1.814 | 1.127 | 1.081 | | |
| 1.128 | 1.074 | 0.059 | -0.398 | 1.008 | 1.201 | | |
| 1.008 | 1.126 | 1.073 | 0.057 | 1.461 | 1.117 | | |
| 1.465 | 1.004 | 1.126 | 1.073 | -0.069 | -0.233 | | |
| -0.078 | 1.468 | 1.003 | 1.125 | 0.056 | -0.192 | | |
| 0.047 | -0.098 | 1.470 | 1.003 | 0.492 | 0.414 | | |
| 0.488 | 0.030 | -0.105 | 1.469 | 0.452 | 0.245 | | |

| | | | | | |
|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| 0.448 | 0.476 | 0.024 | -0.106 | 0.685 | 0.574 |
| 0.682 | 0.436 | 0.473 | 0.022 | 0.928 | 0.418 |
| 0.928 | 0.674 | 0.432 | 0.472 | -0.194 | 0.460 |
| -0.204 | 0.923 | 0.671 | 0.431 | 0.860 | 0.256 |
| 0.859 | -0.225 | 0.922 | 0.670 | 1.404 | 1.177 |
| 1.408 | 0.853 | -0.233 | 0.921 | 0.668 | 0.755 |
| 0.665 | 1.410 | 0.852 | -0.235 | 0.515 | 1.011 |
| 0.510 | 0.656 | 1.412 | 0.851 | -0.483 | 0.012 |
| -0.496 | 0.500 | 0.653 | 1.411 | -0.007 | 0.164 |
| -0.016 | -0.521 | 0.496 | 0.652 | -0.432 | 0.094 |
| -0.444 | -0.034 | -0.530 | 0.495 | -0.959 | -0.754 |
| -0.976 | -0.469 | -0.041 | -0.532 | -1.185 | -1.137 |
| -1.205 | -1.008 | -0.478 | -0.042 | -1.219 | -1.193 |